



**UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI ECONOMIA “GIORGIO FUÀ”**

Corso di Laurea Magistrale in Economia e Management

**Data Analytics e Revisione Legale: la Legge di
Benford nell’individuazione delle frodi.
Un Caso Studio**

**Data Analytics and External Audit: Benford’s Law in Fraud Detection.
A Case Study**

Relatore: Chiar.mo
Prof. Borroni Giovanni Marco

Tesi di Laurea di:
Dipineto Cristian

Anno Accademico 2025 – 2026

INDICE

INTRODUZIONE	1
CAPITOLO I	5
IL RUOLO DELL'AUDIT NEL CONTESTO AZIENDALE CONTEMPORANEO.....	5
1.1 Definizione e obiettivi della revisione contabile: principi fondamentali.....	5
1.2 Limiti della revisione contabile tradizionale	10
1.3 Evoluzione della revisione contabile nel contesto digitale.....	12
1.4 Evoluzione della revisione e Continuous Auditing	14
CAPITOLO II.....	20
AUDIT DATA ANALYTICS E TRASFORMAZIONE DATA-DRIVEN DELLA REVISIONE	20
2.1 Definizione e inquadramento degli Audit Data Analytics.....	20
2.2 Big Data e nuove evidenze di revisione.....	25
2.3 Tecniche di audit analytics	30
2.3.1 Analisi descrittive	32
2.3.2 Analisi diagnostiche.....	33
2.3.3 Analisi predittive.....	34
2.3.4 Analisi prescrittive	36
2.4 Machine Learning, Artificial Intelligence e tecnologie emergenti nell'audit	37

2.5 Benefici, criticità e livello di adozione degli Audit Data Analytics: una sintesi	45
CAPITOLO III.....	51
L’AUDIT PER ECCEZIONI COME MODELLO OPERATIVO DATA-DRIVEN	51
3.1 Il concetto di audit per eccezioni	51
3.2 Full population testing e superamento del campionamento tradizionale.....	57
3.3 Rule-based design e automated design nell’individuazione delle eccezioni	60
3.4 Prioritizzazione delle eccezioni e ruolo del giudizio professionale.....	66
CAPITOLO IV	71
LA LEGGE DI BENFORD COME STRUMENTO DI AUDIT PER ECCEZIONI	71
4.1 Origini, fondamenti teorici e applicazioni economico-finanziarie della Legge di Benford	71
4.2 La Legge di Benford nell’audit per eccezioni: dalla rilevazione grafica alla misurazione statistica degli scostamenti	79
4.2.1 Frequenze osservate, frequenze attese e scostamenti	80
4.2.2 Gli strumenti grafici: confronto visivo e individuazione preliminare degli scostamenti.....	82
4.2.3 Mean Absolute Deviation	84
4.2.4 Test del chi-quadrato	87
4.2.5 Z-test e individuazione delle cifre anomale	88
4.3 Limiti metodologici e rischi interpretativi	90

CAPITOLO V	94
CASO STUDIO	94
5.1 Contesto dell'analisi e descrizione dei dataset	94
5.1.1 Obiettivi dell'analisi empirica	97
5.1.2 Dataset aziendale anonimizzato	98
5.1.3 Dataset di confronto costruito secondo logica Benford	99
5.2 Metodologia di analisi e strumenti utilizzati.....	100
5.2.1 Selezione preliminare delle aree rilevanti.....	102
5.2.2 Applicazione della Legge di Benford	103
5.2.3 Indicatori statistici e output dell'analisi	104
5.3 Selezione preliminare delle popolazioni rilevanti tramite DBSCAN	106
5.4 Risultati dell'analisi Benford	109
5.4.1 Risultati sul conto costruito secondo logica Benford	109
5.4.2 Risultati sul conto aziendale anonimizzato.....	113
5.4.3 Confronto tra conto di riferimento e conto aziendale anonimizzato ..	120
5.5 Analisi delle anomalie e prioritizzazione tramite clustering K-means	122
5.5.1 Estrazione delle transazioni anomale.....	123
5.5.2 Raggruppamento delle transazioni selezionate.....	123
5.5.3 Scoring di priorità e transazioni da sottoporre a follow-up	125
5.6 Interpretazione dei risultati in ottica di revisione	130
5.6.1 Aspettative del revisore e lettura delle anomalie	130

5.6.2 Caso esemplificativo di utilizzo da parte del revisore: analisi di una combinazione di cifre.....	131
5.6.3 Follow-up operativo e collegamento con il sistema di controllo interno	136
5.6.4 Limiti dell'analisi empirica.....	138
CONCLUSIONI	139
BIBLIOGRAFIA	143
INDICE DELLE FIGURE.....	151
INDICE DELLE TABELLE	152
APPENDICE	153

INTRODUZIONE

Negli ultimi anni, l'attività di revisione legale è stata interessata da un profondo processo di trasformazione, legato alla crescente digitalizzazione dei processi aziendali e alla disponibilità di quantità sempre più elevate di dati. Le imprese producono, elaborano e conservano informazioni attraverso sistemi informativi sempre più complessi, nei quali le transazioni vengono registrate in modo automatizzato e spesso generate in volumi difficilmente gestibili attraverso strumenti esclusivamente tradizionali.

In questo contesto, anche il lavoro del revisore è chiamato a evolversi. Le procedure manuali, le verifiche documentali e il campionamento mantengono un ruolo centrale, ma possono essere affiancati da strumenti in grado di interrogare popolazioni più ampie, segnalare anomalie e orientare l'attenzione verso aree potenzialmente più rilevanti.

Tra questi strumenti può essere ricompresa anche la Legge di Benford, che, pur non rappresentando una tecnica recente, può assumere rilievo se inserita in un percorso di analisi data-driven e di audit per eccezioni.

Tale evoluzione assume rilievo anche con riferimento al tema delle frodi. Nell'ambito della revisione, la frode rappresenta infatti un rischio particolarmente

complesso da intercettare, poiché può derivare da comportamenti intenzionali, occultamenti documentali, manipolazioni delle registrazioni o elusioni dei controlli interni. Per questo motivo, l'individuazione di anomalie nei dati contabili non può essere considerata una prova autonoma di frode, ma può rappresentare un segnale di attenzione utile per orientare il lavoro del revisore verso specifiche aree, transazioni o processi aziendali da approfondire.

L'obiettivo della presente tesi è dunque comprendere in che modo gli Audit Data Analytics, e in particolare la Legge di Benford, possano supportare il revisore nell'individuazione di anomalie contabili, all'interno di una logica di audit per eccezioni, analizzandone l'utilità concreta come strumenti di supporto al giudizio professionale, capaci di trasformare popolazioni ampie di dati in insiemi più circoscritti di elementi da approfondire.

Al fine di trattare in modo chiaro questi diversi temi, la tesi si articola in cinque capitoli. Il primo capitolo introduce il ruolo della revisione contabile nel contesto aziendale attuale, richiamandone gli obiettivi, i limiti tradizionali e l'evoluzione connessa alla digitalizzazione dei processi. In questa parte viene evidenziato come la revisione mantenga la propria funzione di garanzia sull'attendibilità dell'informazione finanziaria, ma sia al tempo stesso chiamata a confrontarsi con sistemi aziendali più complessi e con nuove modalità di produzione dei dati.

Il secondo capitolo approfondisce il tema degli Audit Data Analytics e della trasformazione data-driven della revisione. Dopo averne chiarito il significato,

vengono esaminati il rapporto con i Big Data, le principali tecniche analitiche utilizzabili e alcune tecnologie emergenti che possono incidere sul processo di revisione. L'attenzione viene posta non solo sui benefici, ma anche sulle criticità legate all'adozione di tali strumenti.

Il terzo capitolo si concentra sull'audit per eccezioni come modello data-driven. Vengono approfonditi il full population testing, con il superamento parziale della logica campionaria e il tema della prioritizzazione delle eccezioni. Tale capitolo consente di collocare gli strumenti analitici all'interno di una logica revisionale, nella quale l'obiettivo non è produrre un numero indefinito di "red flags", ma selezionare quelle effettivamente utili per orientare il lavoro del revisore.

Il quarto capitolo introduce la Legge di Benford, che rappresenta l'elemento centrale dell'analisi. Dopo un inquadramento teorico, la legge viene osservata come strumento di audit per eccezioni, evidenziandone le modalità di applicazione, gli strumenti grafici e statistici di supporto e i principali limiti interpretativi.

Il quinto capitolo sviluppa infine un caso studio, costruito su un dataset aziendale. L'analisi viene applicata a un conto corrente bancario, scelto come area di osservazione dei movimenti di incasso, pagamento e gestione finanziaria. Il percorso seguito parte dalla selezione della popolazione rilevante, prosegue con l'applicazione della Legge di Benford e con l'individuazione delle principali anomalie per arrivare alla loro organizzazione e prioritizzazione. L'obiettivo finale è mostrare come il revisore possa passare dall'osservazione di uno scostamento

numerico alla formulazione di domande operative sulle transazioni sottostanti, sulla documentazione e sul sistema di controllo interno.

In sintesi, la tesi intende evidenziare che gli strumenti data-driven, e in particolare la Legge di Benford, possono contribuire a rendere la revisione più mirata e documentabile, senza sostituire il ruolo del revisore, trasformando i dati in domande di revisione e supportando l'analisi dei rischi.

CAPITOLO I

IL RUOLO DELL'AUDIT NEL CONTESTO AZIENDALE CONTEMPORANEO

1.1 Definizione e obiettivi della revisione contabile: principi fondamentali

La revisione contabile può essere definita come un processo sistematico e indipendente volto a raccogliere e valutare evidenze relative alle informazioni economico-finanziarie di un'entità, al fine di esprimere un giudizio professionale sulla loro attendibilità e conformità ai principi contabili e alle normative vigenti. Tale attività rappresenta uno strumento fondamentale per garantire la trasparenza e l'affidabilità dell'informazione finanziaria, contribuendo alla tutela degli interessi degli stakeholder e al corretto funzionamento dei mercati.

Secondo gli standard internazionali di revisione (ISA), l'obiettivo principale del revisore è quello di ottenere una ragionevole sicurezza che il bilancio nel suo complesso sia privo di errori significativi, siano essi derivanti da frodi o da errori non intenzionali. Il concetto di "ragionevole sicurezza" implica che la revisione non

possa fornire una garanzia assoluta, ma piuttosto un elevato livello di affidabilità basato su procedure di verifica pianificate ed eseguite in modo appropriato.¹

La revisione contabile si articola in una serie di fasi interconnesse, che comprendono la pianificazione dell'incarico, la valutazione del rischio, l'acquisizione delle evidenze probative e la formulazione del giudizio finale.

Uno degli aspetti fondamentali della revisione contabile è rappresentato dal concetto di materialità (o significatività), che guida il revisore nella determinazione della natura, tempistica ed estensione delle procedure di audit. Questa si basa sull'idea che non tutte le inesattezze presenti nei dati contabili abbiano lo stesso impatto sulle decisioni degli utilizzatori del bilancio; pertanto, il revisore concentra la propria attenzione sugli errori che potrebbero influenzare in modo significativo tali decisioni. Questo approccio consente di ottimizzare le risorse disponibili e di focalizzare l'attività di revisione sugli aspetti più rilevanti.

Parallelamente al concetto di materialità, assume un ruolo centrale la valutazione del rischio di revisione, ovvero la probabilità che il revisore esprima un giudizio

¹ ISA 200 *“Obiettivi generali del revisore indipendente e svolgimento della revisione contabile in conformità ai principi di revisione internazionali (ISA Italia)”* afferma che *“per ragionevole sicurezza si intende un livello elevato di sicurezza. Essa si ottiene quando il revisore ha acquisito elementi probativi sufficienti e appropriati per ridurre il rischio di revisione (ossia il rischio che il revisore esprima un giudizio inappropriato in presenza di un bilancio significativamente errato) ad un livello accettabilmente basso. Tuttavia, una ragionevole sicurezza non corrisponde ad un livello di sicurezza assoluto, poiché nella revisione contabile ci sono limiti intrinseci che rendono di natura persuasiva, piuttosto che conclusiva, la maggior parte degli elementi probativi dai quali il revisore trae le sue conclusioni e sui quali egli basa il proprio giudizio.”*

non appropriato su un bilancio che contiene errori significativi. Tale rischio è generalmente suddiviso in tre componenti:

- rischio intrinseco, legato alla natura delle operazioni e al contesto aziendale e indipendente dal sistema di controllo interno;
- rischio di controllo, connesso all'efficacia del sistema di controllo interno;
- rischio di individuazione, relativo alla capacità delle procedure di audit di rilevare eventuali errori.

L'interazione tra queste componenti determina il livello complessivo di rischio che il revisore è disposto ad accettare. Nello specifico, in presenza di elevati rischi intrinseci o di controllo, il revisore dovrà aumentare l'intensità delle procedure di verifica, al fine di ridurre il rischio di individuazione a un livello accettabile.

L'importanza del concetto di rischio è strettamente connessa ai limiti operativi della revisione contabile. Nel contesto attuale, caratterizzato da una crescente complessità dei sistemi aziendali e da un'elevata digitalizzazione dei processi, la valutazione del rischio assume un'importanza ancora maggiore. Le imprese operano infatti in ambienti altamente informatizzati, in cui le transazioni vengono elaborate automaticamente e i dati sono gestiti attraverso sistemi complessi. Ciò rende necessario per il revisore acquisire una conoscenza approfondita dei sistemi informativi e dei controlli interni adottati dall'azienda, al fine di identificare le aree di maggiore rischio e di pianificare adeguatamente le procedure di audit. Questa logica viene definita come “approccio risk-based”, un approccio dove l'attività di

revisione si focalizza su quelle aree che presentano maggiore probabilità di contenere errori.² Per adottare tale approccio, il revisore deve ottenere una piena conoscenza del suo cliente in termini di organizzazione, di personale, politiche interne e simili.³

Tale approccio ha fatto emergere sempre più la necessità di ottenere evidenze derivanti da diverse fonti, che siano esse interne o esterne al sistema informativo del cliente. È in questo modo che il revisore è in grado di cogliere i rischi di business del cliente, i quali sono fondamentali per sviluppare le attività di revisione da mettere in atto.

Gli obiettivi della revisione contabile possono essere sintetizzati nei seguenti.

In primo luogo, vi è un obiettivo di tipo informativo, che consiste nel fornire agli utilizzatori del bilancio un'opinione indipendente sull'affidabilità delle informazioni finanziarie, contribuendo a ridurre l'asimmetria informativa tra management e stakeholder e migliorando la qualità delle decisioni economiche.

In secondo luogo, la revisione svolge una funzione di controllo, in quanto verifica l'efficacia dei sistemi di controllo interno e la corretta applicazione delle procedure aziendali. Infatti, il revisore non si limita a esprimere un giudizio sul bilancio, ma

² TURLEY, S., COOPER, M. *"Auditing in the United Kingdom"*, Prentice-Hall International/ICAEW, Englewood Cliffs, 2005

³ PORTER, B., SIMON, J., HATHERLY, D., *"Principles of external auditing"*, John Wiley & Sons, Ltd, 2005

analizza anche i processi sottostanti, contribuendo a individuare eventuali debolezze e a suggerire possibili miglioramenti in modo pro-attivo.

Un ulteriore obiettivo è rappresentato dalla prevenzione e individuazione delle frodi. Sebbene la responsabilità primaria della prevenzione delle frodi ricada sul management, secondo l'ISA 240⁴, il revisore è tenuto a considerare il rischio di frode nell'ambito della pianificazione e dell'esecuzione della revisione. A tal fine, vengono utilizzate tecniche di analisi e procedure specifiche, che consentono di individuare eventuali anomalie nei dati contabili: è in questo ambito che strumenti come l'analisi statistica e, più recentemente, la Legge di Benford, assumono un ruolo sempre più rilevante nell'identificazione di pattern anomali che potrebbero indicare comportamenti fraudolenti.

Inoltre, la revisione contabile contribuisce al generale rafforzamento della fiducia nei mercati finanziari. La presenza di un revisore indipendente che verifica l'affidabilità delle informazioni finanziarie rappresenta un elemento chiave per garantire la credibilità delle imprese e la stabilità del sistema economico.

Tali obiettivi, pur mantenendo una base tradizionale, si stanno progressivamente ampliando in risposta ai limiti che l'attività attuale presenta e in funzione delle trasformazioni del contesto operativo, rendendo l'attività di auditing sempre più complessa e strategica.

⁴ ISA 240, *“Le responsabilità del revisore relativamente alle frodi nella revisione contabile del bilancio”*

1.2 Limiti della revisione contabile tradizionale

Nonostante la revisione contabile rappresenti uno strumento fondamentale per garantire l'affidabilità delle informazioni finanziarie, l'approccio tradizionale presenta una serie di limiti strutturali che ne riducono l'efficacia, soprattutto nel contesto attuale caratterizzato da elevata digitalizzazione e crescente complessità dei sistemi aziendali.

Uno dei principali limiti della revisione tradizionale è rappresentato dalla sua natura periodica e retrospettiva. L'attività di audit viene generalmente svolta con cadenza annuale o comunque successivamente al verificarsi delle operazioni aziendali. Ciò implica che eventuali errori o irregolarità vengano individuati solo in un momento successivo, riducendo la possibilità di interventi tempestivi. L'approccio tradizionale infatti, tende a focalizzarsi prevalentemente sulla verifica della correttezza dei dati storici, trascurando in parte l'analisi dei processi sottostanti e delle dinamiche operative in tempo reale. Questo può ridurre la capacità della revisione di individuare tempestivamente situazioni di rischio o comportamenti anomali.

Un ulteriore limite significativo è rappresentato dall'utilizzo del campionamento. A causa dell'impossibilità operativa di analizzare l'intera popolazione delle transazioni, il revisore seleziona un sottoinsieme di dati su cui effettuare le verifiche. Sebbene tale approccio sia coerente con i principi di materialità e rischio, esso comporta inevitabilmente la possibilità che errori rilevanti non vengano

individuati, soprattutto se presenti in porzioni della popolazione non incluse nel campione. Come evidenziato in letteratura, infatti, non è possibile verificare l'intera popolazione delle transazioni aziendali, soprattutto in contesti caratterizzati da elevati volumi di dati e complessità operativa. La revisione si basa pertanto su un approccio selettivo, che richiede una corretta identificazione delle aree più critiche su cui concentrare l'attenzione.⁵

A ciò si lega un limite sempre più rilevante, cioè quello rappresentato dalla difficoltà di gestire e analizzare grandi volumi di dati (big data). I sistemi aziendali generano quantità sempre maggiori di informazioni, anche in tempo reale, rendendo complesso per il revisore selezionare e analizzare i dati più rilevanti utilizzando strumenti tradizionali. Questo scenario richiede l'adozione di tecniche più avanzate, in grado di supportare l'analisi automatizzata dei dati (di varia natura e tipologia) e di individuare pattern non facilmente rilevabili attraverso le metodologie convenzionali.⁶

Un altro limite rilevante riguarda la dipendenza dal giudizio umano. Sebbene il giudizio professionale rappresenti un elemento fondamentale della revisione, esso può essere influenzato da fattori soggettivi, quali esperienza, bias cognitivi o limiti di attenzione. In contesti complessi e caratterizzati da grandi quantità di dati, la

⁵ BROWN-LIBURD, H., VASARHELYI, M. A., *"Big data and audit evidence"*

⁶ DAGILIENE, L., KLOVIENE, L., *"Motivation to use big data and big data analytics in external auditing"*, Managerial Auditing Journal, 2019, 750-782

capacità del revisore di individuare anomalie può risultare limitata, soprattutto quando queste non sono immediatamente evidenti.

Il legame tra materialità e rischio diventa ancora più rilevante: il revisore deve essere in grado di individuare le aree in cui è più probabile che si verifichino errori significativi e di concentrare su di esse le proprie attività di controllo. Ciò comporta un utilizzo sempre più diffuso di tecniche analitiche e strumenti quantitativi, che consentono di supportare il processo decisionale e di migliorare l'efficacia della revisione.

In risposta ai limiti appena descritti, la letteratura e la prassi professionale hanno progressivamente sviluppato nuovi approcci alla revisione, basati sull'utilizzo delle tecnologie informatiche e sull'analisi dei dati. Tra questi approcci rientra il continuous auditing, approfondito nei paragrafi successivi, che consente di superare la logica delle verifiche periodiche e di introdurre un monitoraggio più continuo delle operazioni aziendali.

L'integrazione di tali strumenti e metodologie avanzate appare essenziale per garantire un livello adeguato di efficacia per rispondere alle nuove esigenze del contesto economico e aziendale.

1.3 Evoluzione della revisione contabile nel contesto digitale

In origine, l'attività di revisione si fondava prevalentemente su procedure manuali, caratterizzate da un'intensa attività di verifica documentale cartacea e dall'utilizzo

di strumenti di calcolo elementari. In un contesto simile, l'ottenimento di evidenze probative poteva risultare complesso e fortemente dipendente dall'esperienza professionale del revisore, nonché dalla sua capacità di individuare errori o anomalie attraverso analisi limitate e spesso non sistematiche.

Prima dell'avvento delle tecnologie informatiche, infatti, i processi contabili erano basati su registrazioni manuali e su documentazione fisica, comportando una probabilità di errore significativamente elevata, in quanto anche un singolo errore di calcolo poteva compromettere l'affidabilità delle informazioni finanziarie.⁷

Con l'introduzione dei primi sistemi informatici e successivamente con la diffusione delle tecnologie digitali, il contesto operativo delle imprese ha subito un cambiamento radicale. I sistemi contabili sono progressivamente migrati verso piattaforme informatizzate, consentendo una maggiore capacità di archiviazione, elaborazione e trasmissione dei dati. Tale evoluzione ha determinato un impatto significativo anche sull'attività di revisione, che ha dovuto adattarsi a nuove modalità di acquisizione e analisi delle informazioni.

In particolare, l'adozione di soluzioni software integrate da parte delle aziende ha reso possibile la registrazione automatica e sistematica delle transazioni aziendali, aumentando la quantità e la complessità dei dati disponibili. Questo fenomeno ha comportato un duplice effetto: da un lato, ha migliorato la tracciabilità delle

⁷ SHAIKH, H., et al., *"Beyond Traditional Audits: The Implications of Information Technology on Auditing"*, International Journal of Engineering & Technology, Malaysia, 2018, 5-11

operazioni e la disponibilità di informazioni; dall'altro, ha reso più complesso il processo di revisione, richiedendo competenze tecniche avanzate e una maggiore comprensione dei sistemi informativi utilizzati dalle imprese.

Il processo di revisione è divenuto più complesso passando da un approccio di “verifica delle transazioni” ad un approccio di “fiducia dei sistemi aziendali”, dovendo fare affidamento, per quanto concerne la disponibilità e la qualità dei dati, sui sistemi informativi dell'azienda e, di conseguenza, sul suo sistema di controllo interno.

Allo stesso tempo, si è assistito a un progressivo passaggio da un modello di revisione tradizionale, basato su verifiche periodiche e retrospettive, a un approccio più dinamico e continuo, coerente con la crescente digitalizzazione dei processi aziendali e la crescente domanda di reportistica in tempo reale, fattori che hanno reso sempre meno efficace il modello tradizionale di audit, caratterizzato da controlli effettuati ex post e con cadenza annuale o periodica.

1.4 Evoluzione della revisione e Continuous Auditing

Con l'evoluzione tecnologica, gli obiettivi della revisione si sono progressivamente ampliati. Oltre alla verifica della correttezza dei dati storici, emerge infatti l'esigenza di fornire informazioni in tempo reale e di monitorare continuamente le attività aziendali. Questo ha portato allo sviluppo di nuove metodologie, come il “continuous auditing” (CA), ovvero un processo di revisione che consente di

effettuare verifiche in modo continuativo o quasi simultaneo rispetto al verificarsi degli eventi aziendali.⁸ Tale approccio rappresenta un'evoluzione significativa rispetto alla revisione tradizionale, in quanto permette di monitorare costantemente i dati e di individuare tempestivamente eventuali anomalie o irregolarità.⁹

Si tratta di un approccio che consente di raggiungere obiettivi in termini di maggiore flessibilità e adattabilità, oltre che in termini di eliminazione dei cosiddetti “audit wastes”: “overauditing”, attese, ritardi, processi inefficienti, processi di review, e, più in generale, errori di vario tipo, incrementando la qualità generale dell'attività di revisione. In sintesi la maggiore efficacia è data da:

- minore tempo a disposizione del management per la manipolazione delle informazioni;
- minore influenza di motivazioni personali e stanchezza data la presenza di procedure automatizzate.

Numerosi sono gli sviluppi IT che hanno reso possibile il CA, come l'“eXtensible Business Reporting Language” (XBRL) o le “Computer Aided Audit Techniques” (CAATs).¹⁰

⁸ REZAEI, Z., SHARBATOGHLIE, A., ELAM, R., MCMICKLE, P., “Continuous auditing: Building automated auditing capability”, Auditing, 147-163

⁹ ZAMBON, S., “The Continuous Evolution of Continuous Auditing: Insights and Issues from the Outside In”, University of Ferrara, Ferrara, 2007, 1-19

¹⁰ DEWAYNE, L. S., WOODROOF, J., “Continuous auditing: Leveraging technology”, The CPA Journal, 412-439

Soffermandoci sull'ultimo elemento, le CAATs consistono in un insieme di tecnologie che consente ai revisori di analizzare grandi quantità di dati in modo efficiente e sistematico, raccogliendo e valutando evidenze in tempo reale e permettendo di agire in modo tempestivo.¹¹

Queste tecniche vengono infatti definite come qualsiasi utilizzo della tecnologia per assistere lo svolgimento della revisione. Tale definizione includerebbe, oltre le applicazioni tradizionali con logica di automatizzazione, i software utilizzati dai revisori, che si sono diffusi nell'ambito dell'analisi dati di tipo quantitativo (data l'elevata disponibilità) e qualitativo (data la crescente complessità delle relazioni tra gli stessi).

Nonostante l'ampio numero di software sviluppati negli anni, si è osservato come l'accettazione di tali strumenti sia in realtà scarsa, e che la corretta implementazione di sistemi simili dipenda dalla dimensione della società e dagli interventi effettuati dai vertici a supporto della nuova tecnologia. In assenza di impatti favorevoli di questi elementi, il successo dell'implementazione ricade sulle caratteristiche individuali del revisore, e dunque dipenderà dalla sua avversione al rischio e dalla sua percezione delle pressioni in termini di budget dedicato.¹²

¹¹ GROOMER, M., MURTHY, U., "Continuous auditing of database applications: An embedded audit module approach", Journal of Information Systems, 53-69

¹² OWOLABI, S. A., JAYEOBA, O. O., AJIBADE, A., "Evolution and development of auditing", Unique Journal of Business Management Research, Nigeria, 2016, 32-40

Come per qualsiasi software o approccio, anche l'implementazione del CA non è priva di ostacoli, sia tecnici che non:

- la crescente disponibilità di dati in formato digitale ha modificato profondamente la natura delle evidenze di revisione. Oggi, una quota significativa delle informazioni aziendali è memorizzata in formato elettronico (si stima che più del 90% dei documenti contabili sia ormai in formato digitale), rendendo necessario per il revisore sviluppare competenze specifiche nella valutazione dell'affidabilità e dell'integrità dei dati digitali.¹³ Questo comporta anche un aumento del livello di scetticismo professionale richiesto,¹⁴ in quanto le evidenze elettroniche possono essere più facilmente alterate rispetto a quelle cartacee;¹⁵
- il crescente bisogno di avere piena comprensione del business e del settore in cui opera il cliente al fine di comprenderne i processi e stabilirne il rischio;
- per il suo corretto funzionamento, si deve avere un affidabile sistema di controllo interno, per cui aumentano i test su quest'ultimo;

¹³ NEARON, B., "Foundations in Auditing and Digital Evidence", The CPA Journal, 32-34

¹⁴ ISA 200 "Obiettivi generali del revisore indipendente e svolgimento della revisione contabile in conformità ai principi di revisione internazionali (ISA Italia)" definisce lo scetticismo professionale come "Un atteggiamento che comprenda un approccio dubitativo, attento alle condizioni che possano indicare possibili errori dovuti a comportamenti o eventi non intenzionali o a frodi, e una valutazione critica degli elementi probativi."

¹⁵ MUNTER, P., "Will technology defeat your auditor?", The Journal of Corporate Accounting & Finance, 17-22

- la necessità di utilizzare software specializzati;
- la necessità di investimenti significativi in infrastrutture tecnologiche, la formazione del personale e la gestione dei rischi legati alla sicurezza dei dati e alla protezione delle informazioni sensibili. Infatti, quando si parla di fattibilità economica, le ricerche affermano che nella maggior parte dei casi, il CA può non risultare sostenibile, motivo per cui l'attenzione si è spostata da un CA continuo ad uno intermittente che si concentri sulle transazioni in specifici intervalli (ogni n transazioni o ogni tot. periodi);¹⁶
- l'accettazione da parte dei revisori;
- l'accesso diretto alle informazioni del cliente.¹⁷

Inoltre, l'introduzione di sistemi automatizzati di auditing può sollevare questioni relative all'indipendenza del revisore e alla responsabilità professionale, soprattutto nei casi in cui il revisore sia coinvolto nello sviluppo o nell'implementazione dei sistemi informativi aziendali.

Un ulteriore elemento di evoluzione è rappresentato dall'utilizzo di modelli avanzati di analisi dei dati, tra cui l'applicazione della Legge di Benford, utilizzata come strumento per l'individuazione di anomalie nei dati contabili. Tale strumento verrà approfondito nei successivi capitoli.

¹⁶ PATHAK, J., CHAOUCH, B., SRIRAM, R., "Minimizing cost of continuous audit: Counting and time dependent strategies", Journal of Accounting and Public Policy, 2005, 61-75

¹⁷ REZAEI, Z. SHARBATOGHLIE, A., ELAM, R., MCMICKLE, P., "Continuous auditing: Building automated auditing capability", Auditing, 147-163

L'evoluzione della revisione contabile nel contesto digitale rappresenta un processo complesso e in continua trasformazione, caratterizzato dall'integrazione di nuove tecnologie e metodologie di analisi, che ha portato a un significativo miglioramento dell'efficacia e dell'efficienza del processo di audit, ma ha anche introdotto nuove sfide che richiedono un costante aggiornamento delle competenze professionali e delle pratiche di revisione.¹⁸

¹⁸ GREGORIUS, R. A., “*Continuous auditing: Developing automated audit systems for fraud and error detections*”, Journal of Economics, Business and Accountancy, Ventura, 2014, 127-144

CAPITOLO II

AUDIT DATA ANALYTICS E TRASFORMAZIONE DATA-DRIVEN DELLA REVISIONE

2.1 Definizione e inquadramento degli Audit Data Analytics

Negli ultimi anni, l'attività di revisione contabile è stata progressivamente interessata da un processo di trasformazione legato alla crescente digitalizzazione dei sistemi aziendali e alla disponibilità di quantità sempre più elevate di dati. In questo contesto, gli Audit Data Analytics (ADA) assumono un ruolo centrale, poiché consentono al revisore di utilizzare strumenti e tecniche di analisi dei dati per supportare le diverse fasi dell'incarico di revisione, dalla pianificazione alla valutazione del rischio, fino all'esecuzione delle procedure e alla formulazione del giudizio.¹⁹

Gli ADA possono essere definiti, in termini generali, come l'insieme di approcci, metodologie, strumenti e tecniche finalizzati all'analisi dei dati rilevanti ai fini dell'audit. Una definizione di rilievo è quella richiamata dall'AICPA²⁰, secondo cui gli ADA comprendono strumenti e tecniche diretti a individuare e analizzare

¹⁹ RICHARDSON, V. J., TEETER, R. A., TERREL, K. L., *"Data Analytics for Accounting"*, 2019

²⁰ American Institute of Certified Public Accountants

pattern, identificare anomalie ed estrarre informazioni utili dai dati sottostanti o collegati all'oggetto della revisione, attraverso attività di analisi, modellazione e visualizzazione, al fine di pianificare o svolgere l'audit. Tale definizione è rilevante perché evidenzia come gli audit analytics non siano riconducibili a un singolo strumento informatico, ma rappresentino piuttosto un insieme ampio di tecniche che supportano il revisore nella comprensione dei dati e nella selezione delle aree meritevoli di approfondimento.²¹

Gli ADA non vanno considerati come una semplice evoluzione tecnica delle procedure analitiche tradizionali, bensì come una modalità più strutturata e sistematica di utilizzo dei dati all'interno del processo di revisione. Le procedure tradizionali, infatti, si basano spesso su confronti tra dati contabili, analisi di scostamenti, indicatori economico-finanziari e valutazioni di coerenza. Gli ADA, invece, consentono di estendere tali analisi a dataset più ampi, talvolta riferiti all'intera popolazione delle transazioni, integrando tecniche statistiche, strumenti di visualizzazione, modelli di interrogazione dei dati e, nei casi più avanzati, algoritmi predittivi.

Infatti, la letteratura sottolinea come gli ADA possano comprendere diverse forme di analytics, tra cui analisi descrittive, diagnostiche, predittive e prescrittive. Questa classificazione consente di comprendere come gli audit analytics possano assumere

²¹ AICPA, *"Audit Analytics and Continuous Audit: Looking Toward the Future"*, 2015

un diverso grado di complessità, passando da strumenti relativamente semplici di riepilogo e visualizzazione a modelli più avanzati di supporto decisionale.

Un aspetto importante riguarda il fatto che gli ADA si inseriscono in un percorso evolutivo già avviato da tempo nella professione. L'utilizzo di strumenti informatici nell'audit non è infatti un fenomeno del tutto nuovo: software come Excel, CaseWare IDEA e altri sono stati impiegati per anni per interrogare dati, estrarre campioni, svolgere verifiche su popolazioni contabili e produrre statistiche descrittive. Tuttavia, la crescente complessità e dimensione dei dati ha reso necessario il passaggio a tecniche più sofisticate, capaci di processare informazioni più eterogenee e di fornire al revisore punti di vista più completi rispetto a quelli ottenibili mediante strumenti tradizionali.²²

Da questo punto di vista, gli ADA svolgono una funzione di supporto al giudizio professionale del revisore: non sostituiscono l'attività valutativa del professionista, ma contribuiscono ad ampliarne la base informativa. L'analisi dei dati può infatti migliorare la comprensione dell'impresa, dei suoi processi e delle sue aree di rischio, consentendo al revisore di orientare meglio le procedure da svolgere. La letteratura evidenzia che l'utilizzo degli audit analytics può migliorare la valutazione del rischio di errori significativi, supportare l'identificazione di

²² THOMA, J., WERNER, M., “*Advanced Audit Data Analytics Adoption at non Big4 Audit Firms – A Dutch Case Study*”, International Conference of the Journal of Information Systems, 2025

possibili frodi o irregolarità e rafforzare l'efficacia delle procedure svolte nelle diverse fasi dell'incarico.²³

È importante precisare che il valore degli ADA non risiede esclusivamente nella possibilità di analizzare più dati, ma nella capacità di analizzarli in modo più coerente con gli obiettivi della revisione. Un volume elevato di informazioni non produce automaticamente una migliore qualità dell'audit: ciò che rileva è la capacità del revisore di selezionare dati pertinenti, valutarne l'affidabilità, applicare tecniche adeguate e interpretare correttamente i risultati. Per questo motivo, gli ADA devono essere inseriti all'interno di un processo metodologicamente fondato, coerente con la pianificazione dell'incarico, con la valutazione del rischio e con la raccolta di evidenze appropriate.

Inoltre, gli ADA contribuiscono a modificare il modo in cui il revisore interagisce con l'evidenza di revisione. La disponibilità di strumenti analitici consente infatti di passare da un approccio fondato prevalentemente su controlli manuali e verifiche documentali a un approccio data-driven, in cui l'evidenza viene ottenuta anche attraverso l'elaborazione sistematica dei dati. Tale evoluzione è particolarmente rilevante in un contesto come quello attuale.

Tuttavia, l'introduzione degli ADA comporta anche nuove esigenze professionali. L'utilizzo efficace di tali strumenti richiede competenze non soltanto contabili e

²³ CAO, M., CHYCHYLA, R., STEWART, T., *"Big data analytics in financial statement audits"*, Account Horizons, 2015, 423-429

revisionali, ma anche analitiche, informatiche e metodologiche. Alcuni studi evidenziano infatti che, nonostante il potenziale degli ADA, la loro adozione nella pratica professionale risulta ancora limitata, soprattutto per le tecniche più avanzate. Tra le principali difficoltà si segnalano la mancanza di competenze specifiche, i costi di implementazione, la resistenza al cambiamento e l'incertezza circa il corretto inserimento di tali strumenti nelle metodologie di revisione pre-esistenti.²⁴ Da ciò deriva che gli ADA devono essere intesi non solo come strumenti tecnologici, ma come parte di un cambiamento più ampio nella metodologia di revisione. Essi richiedono infatti un ripensamento del modo in cui il revisore raccoglie, elabora e interpreta le informazioni. Il loro impiego non può essere ridotto a una mera attività tecnica, ma deve essere integrato in modo coerente e profondo nel processo di revisione.

Alla luce di tale inquadramento, gli ADA costituiscono la base metodologica su cui si innestano le successive evoluzioni della revisione, tra cui l'analisi dei Big Data, l'impiego di tecnologie emergenti e lo sviluppo di modelli operativi orientati all'individuazione delle eccezioni.

²⁴ BROWN-LIBURD, H., ISSA, H., LOMBARDI, D., *"Behavioral Implications of Big Data's Impact on Audit Judgement and Decision Making and Future Research Directions"*, Accounting Horizons, 2015, 451-468

2.2 Big Data e nuove evidenze di revisione

Come già esposto, l'affermazione degli ADA si collega strettamente alla crescente disponibilità di dati generati dai sistemi aziendali e dall'ambiente esterno all'impresa. Nel contesto attuale, infatti, l'attività di revisione non si confronta più soltanto con dati contabili strutturati, registrazioni di bilancio e documentazione amministrativa tradizionale, ma con un insieme molto più ampio ed eterogeneo di informazioni. Tale evoluzione è riconducibile al fenomeno dei **Big Data**, che ha modificato profondamente sia la quantità sia la natura delle informazioni potenzialmente rilevanti per l'audit.²⁵

In termini generali, i Big Data possono essere descritti attraverso alcune caratteristiche fondamentali, comunemente sintetizzate nelle cosiddette "V": **volume, variety, velocity e veracity**²⁶:

- il volume si riferisce alla dimensione crescente dei dataset disponibili;
- la variety riguarda la molteplicità dei formati e delle fonti dei dati;
- la velocity indica la rapidità con cui i dati vengono generati e resi disponibili;
- la veracity richiama il problema dell'affidabilità, qualità e incertezza delle informazioni trattate.

²⁵ ZHANG, J., YANG, X., APPELBAUM, D., "Toward Effective Big Data Analysis in Continuous Auditing", Department of Accounting and Finance Faculty Scholarship and creative Works, 2015

²⁶ IBM, "The Four V's of Big Data" 2012

Tali caratteristiche rendono i Big Data particolarmente rilevanti per la revisione, ma al tempo stesso introducono nuove complessità metodologiche e operative.

La letteratura evidenzia come, nell'ambito dell'audit, i Big Data possano derivare non solo dai tradizionali sistemi transazionali, ma anche da fonti esterne o semi-strutturate, quali e-mail, chiamate, attività online, social media, news media, registrazioni video e sensori. Questo ampliamento delle fonti informative impone al revisore di estendere il proprio perimetro di analisi, poiché molte di queste informazioni possono incidere sulle decisioni aziendali e, indirettamente, sulla valutazione dei rischi rilevanti ai fini della revisione.²⁷

La presenza di Big Data incide anche sul concetto di **evidenza di revisione**. Tradizionalmente, l'evidenza era prevalentemente costituita da documenti interni, conferme esterne, registrazioni contabili e informazioni prodotte dai sistemi aziendali. Tuttavia, nel nuovo ambiente digitale, l'evidenza può assumere forme differenti, includendo dati generati automaticamente, log di sistema, flussi informativi esterni, dati provenienti da dispositivi connessi e informazioni non strutturate. Perciò, la visione tradizionale dell'evidenza di revisione potrebbe non essere più sufficiente in un ambiente tecnologico avanzato, in cui emergono nuove tipologie di dati e nuove modalità di raccolta e verifica delle informazioni.²⁸

²⁷ CAO, M., CHYCHYLA, R., STEWART, T., *"Big data analytics in financial statement audits"*, Account Horizons, 2015, 423-429

²⁸ BROWN-LIBURD, H., VASARHELYI, M. A., *"Big data and audit evidence"*

Un aspetto rilevante riguarda la distinzione tra dati aziendali interni e dati esterni. I dati interni sono quelli prodotti e conservati nei sistemi informativi dell'impresa, come ERP, software contabili e database gestionali. I dati esterni comprendono invece informazioni provenienti dall'ambiente esterno, come social media, dati di mercato, informazioni pubbliche o dati generati da soggetti terzi. Questa distinzione è importante perché ciascuna categoria presenta un diverso livello di controllabilità, affidabilità e rilevanza per il revisore.

L'evoluzione dell'evidenza di revisione comporta a sua volta un cambiamento nella valutazione della sua qualità. I principi tradizionali richiedono che l'evidenza sia "sufficiente e appropriata", rilevante e affidabile. Tuttavia, nel contesto dei Big Data, tali caratteristiche devono essere reinterpretate. La sufficienza, intesa come quantità dell'evidenza, tende a perdere parte della sua centralità, data la grande disponibilità di dati. Diventa invece più rilevante la capacità del revisore di selezionare informazioni pertinenti, verificare la qualità delle fonti e interpretare correttamente i risultati dell'analisi.²⁹

Il problema principale dunque, ancora una volta, non è soltanto "avere più dati", ma disporre di dati effettivamente utilizzabili ai fini della revisione.

Un ulteriore elemento di complessità è rappresentato dall'integrazione tra Big Data e sistemi di CA. L'aumento del volume e della velocità dei dati rende sempre più

²⁹ BROWN-LIBURD, H., VASARHELYI, M. A., *"Big data and audit evidence"*

rilevante la possibilità di svolgere attività di monitoraggio continuo, in grado di individuare tempestivamente anomalie o scostamenti rispetto a criteri prestabiliti. Tuttavia, l'uso dei Big Data in un contesto di CA richiede che i sistemi di audit siano in grado di gestire problemi di consistenza, integrità, identificazione, aggregazione e riservatezza dei dati.³⁰ Si possono individuare infatti diversi gap tra le caratteristiche dei Big Data e le capacità attuali dei sistemi di CA, evidenziando la necessità di aggiornare architetture, strumenti e metodologie di analisi.

La consistenza dei dati rappresenta uno dei primi problemi. In un ambiente aziendale complesso, le informazioni possono provenire da sistemi diversi, presentare formati differenti, essere replicate parzialmente o sovrapporsi tra loro. Ciò può generare incoerenze, asincronie o persino contraddizioni tra fonti informative. Per il revisore, questo significa che l'analisi dei dati non può prescindere da una valutazione preliminare della loro coerenza interna e della loro riconciliabilità rispetto ai sistemi aziendali.³¹

Accanto alla consistenza, assume rilievo il tema dell'integrità dei dati.³² In questi contesti, l'ampiezza e la varietà delle informazioni rendono più difficile individuare

³⁰ ZHANG, J., YANG, X., APPELBAUM, D., *"Toward Effective Big Data Analysis in Continuous Auditing"*, Department of Accounting and Finance Faculty Scholarship and creative Works, 2015

³¹ SHETH, A., RUSINKIEWICZ, *"Management of interdependent data: Specifying dependency and consistency requirements"*, Proceedings of the Workshop on the management of Replicated Data, 1990, 133-136

³² MENEZES, A., OORSCHOT, P., VANSTONE, S., *"Handbook of Applied Cryptography"*, CRC Press, 1996

modifiche, cancellazioni, incompletezze o alterazioni dei dati.³³ Questo aspetto è particolarmente delicato ai fini della revisione, poiché una perdita di integrità può compromettere l'affidabilità dell'intero processo analitico. Di conseguenza, il revisore deve interrogarsi non solo sul contenuto dei dati, ma anche sui processi attraverso cui essi sono stati generati, trasformati, conservati e resi disponibili.

Un altro profilo rilevante riguarda l'identificazione e l'aggregazione dei dati. In presenza di fonti eterogenee, può essere complesso collegare correttamente informazioni riferite alla stessa transazione, allo stesso cliente, allo stesso fornitore o allo stesso evento aziendale. Allo stesso tempo, l'aggregazione dei dati può essere necessaria per rendere l'analisi gestibile e significativa, ma comporta il rischio di perdere dettagli rilevanti a livello di singola transazione. Tale trade-off è particolarmente importante: dati eccessivamente aggregati possono evidenziare tendenze generali, ma nascondere anomalie puntuali; dati troppo granulari, invece, possono generare un numero eccessivo di segnali difficili da interpretare.³⁴

Infine, la riservatezza rappresenta un ulteriore tema critico. L'utilizzo di dati provenienti da fonti diverse, anche esterne, accresce il rischio che informazioni sensibili vengano associate, diffuse o utilizzate in modo improprio.³⁵ In un processo

³³ MOTRO, A., *"Integrity = validity + completeness"*, ACM Transactions on Database Systems, 1989, 480-502

³⁴ PEROLS, J., MURTHY, U., *"Information fusion in continuous auditing"*, Journal of Information Systems, 2012, 35-52

³⁵ CIRIANI, V., et al., *"Keep a few Outsourcing data while maintaining confidentiality"*, Proceedings of European Symposium on Research in Computer Security, 2009, 440-455

di revisione data-driven, il revisore deve quindi considerare non solo la rilevanza e l'affidabilità dei dati, ma anche le implicazioni relative alla protezione delle informazioni e alla sicurezza dei sistemi.³⁶

2.3 Tecniche di audit analytics

Dopo aver definito gli ADA e aver evidenziato il legame tra Big Data e nuove forme di evidenza di revisione, è possibile approfondire le principali tecniche analitiche utilizzabili nel processo di audit. Gli audit analytics, infatti, non costituiscono una categoria omogenea, ma comprendono strumenti con finalità e livelli di complessità differenti. Alcune tecniche si limitano a descrivere ciò che è accaduto; altre consentono di indagare le cause degli scostamenti osservati; altre ancora mirano a prevedere eventi futuri o a supportare la scelta delle azioni più opportune.

Una classificazione particolarmente utile distingue tra analisi descrittive, diagnostiche³⁷, predittive e prescrittive³⁸. Tale distinzione consente di comprendere il diverso contributo che gli strumenti analitici possono fornire all'attività di revisione. Le analisi descrittive e diagnostiche sono generalmente più vicine alle procedure analitiche tradizionali e agli strumenti di data analysis già diffusi nella pratica professionale; le analisi predittive e prescrittive, invece, presuppongono un

³⁶ ALLES, M., BRENNAN, G., KOGAN, A., VASARHELYI, M. A., *"Continuous monitoring of business process controls: A pilot implementation of a continuous auditing system at Siemens"*, International Journal of Accounting Information Systems, 2006, 137-161

³⁷ TSCHAKERT, N., KOKINA, J., KOZLOWSKI, S., VASARHELYI, M., *"The Next Frontier in Data Analytics"*, Journal of Accountancy, 2016

³⁸ SHARDA, R., DELEN, D., TURBAN, E., *"Business intelligence, analytics, and data science: a managerial perspective"*, Pearson, 2018, New York

maggior livello di complessità e si collegano più direttamente all'impiego di modelli statistici avanzati, machine learning e tecniche di ottimizzazione. La letteratura sugli ADA richiama questa classificazione, evidenziando come gli strumenti di audit analytics possano supportare il revisore nella sintesi dei dati storici, nell'indagine delle cause, nella previsione dei risultati futuri e nella definizione delle azioni più efficaci.

Questa progressione non deve essere interpretata come una sostituzione delle tecniche più semplici con quelle più complesse. Al contrario, le diverse tipologie di analisi devono coesistere nello stesso incarico di revisione e svolgere funzioni complementari: in molti casi, l'analisi descrittiva rappresenta il punto di partenza per individuare fenomeni rilevanti; l'analisi diagnostica permette di comprenderne le cause; l'analisi predittiva consente di stimare possibili evoluzioni o rischi futuri; l'analisi prescrittiva supporta, infine, la definizione delle risposte di audit più appropriate.

Per questo motivo le tecniche di audit analytics possono essere considerate come strumenti progressivi di approfondimento. Questo percorso è particolarmente coerente con l'evoluzione della revisione verso un modello data-driven, nel quale il revisore non si limita a raccogliere evidenze, ma utilizza i dati per orientare in modo più mirato la propria attività.

2.3.1 Analisi descrittive

Le analisi descrittive rappresentano il primo livello di utilizzo degli ADA. Esse hanno la finalità di sintetizzare, organizzare e rappresentare i dati storici, consentendo al revisore di ottenere una visione complessiva del fenomeno analizzato. In altri termini, l'analisi descrittiva risponde alla domanda: *che cosa è accaduto?*

Nel contesto della revisione, tali analisi possono assumere forme diverse: statistiche di base, riepiloghi per conto o causale, distribuzioni di frequenza, analisi temporali, tabelle pivot, grafici, dashboard e rappresentazioni visuali dei dati. Attraverso questi strumenti, il revisore può osservare l'andamento delle transazioni, individuare concentrazioni di importi, confrontare periodi diversi o verificare la presenza di valori particolarmente frequenti o insoliti.

Le analisi descrittive sono particolarmente importanti nella fase iniziale dell'incarico, poiché consentono di acquisire una comprensione generale dell'impresa e dei suoi processi contabili. Tali elaborazioni rappresentano una forma di analytics relativamente accessibile, spesso supportata da strumenti già diffusi nella pratica professionale, come Excel e altri software.

Un elemento di particolare rilievo è rappresentato dalla visualizzazione dei dati. Grafici, dashboard e rappresentazioni sintetiche consentono al revisore di cogliere più facilmente trend, outlier e pattern ricorrenti. Questo aspetto è rilevante perché, in presenza di dataset ampi, una semplice lettura tabellare può risultare inefficace.

La rappresentazione visuale permette invece di trasformare dati complessi in informazioni immediatamente interpretabili, facilitando la comprensione preliminare del fenomeno osservato richiedendo un minore sforzo cognitivo da parte dell'utilizzatore.

L'analisi descrittiva presenta anche alcuni limiti. Consente di individuare scostamenti, concentrazioni o valori anomali, ma non è sufficiente, da sola, a spiegare le cause di tali fenomeni. Per questo motivo, le analisi descrittive costituiscono un punto di partenza, non una conclusione.

2.3.2 Analisi diagnostiche

Le analisi diagnostiche rappresentano un livello successivo rispetto alle analisi descrittive. Se queste ultime consentono di comprendere *che cosa è accaduto*, le analisi diagnostiche mirano invece a spiegare *perché* un determinato fenomeno si è verificato. Nel contesto della revisione, assumono particolare rilevanza perché permettono di collegare gli scostamenti osservati a possibili cause operative, contabili o di controllo interno.

Questa si fonda sull'approfondimento dei risultati emersi nella fase descrittiva. Una volta individuato un segnale, il revisore può interrogare ulteriormente il dataset per comprenderne l'origine.

La letteratura descrive le analisi diagnostiche come strumenti finalizzati a investigare le cause dei risultati passati, anche attraverso dashboard e analisi degli scostamenti. Questo tipo di analisi è particolarmente utile nella revisione perché

consente di passare da una semplice osservazione quantitativa a una valutazione sostanziale del fenomeno, cercando di comprendere se un segnale sia coerente con il contesto aziendale o se richieda ulteriori verifiche.

Le analisi diagnostiche sono inoltre strettamente collegate alla valutazione del controllo interno. Alcune anomalie possono infatti derivare da debolezze procedurali, errori di classificazione, duplicazioni, carenze autorizzative o incoerenze nei flussi operativi. In questi casi, l'analisi diagnostica non serve soltanto a spiegare un dato contabile, ma può fornire indicazioni utili sulla qualità dei processi aziendali sottostanti.

Il revisore deve quindi integrare i risultati delle analisi diagnostiche con la conoscenza del cliente, dei processi aziendali, del sistema di controllo interno e delle evidenze raccolte attraverso altre procedure.

2.3.3 Analisi predittive

Le analisi predittive rappresentano un ulteriore livello di evoluzione degli ADA. A differenza delle analisi descrittive e diagnostiche, che si concentrano prevalentemente su dati storici, le analisi predittive utilizzano le informazioni disponibili per stimare eventi futuri, individuare tendenze attese o valutare la probabilità che si verifichino determinati rischi. Esse rispondono quindi alla domanda: *che cosa potrebbe accadere?*

Nel contesto di revisione, le analisi predittive possono essere impiegate per supportare la valutazione del rischio, stimare valori attesi, individuare transazioni

potenzialmente anomale o segnalare situazioni che potrebbero richiedere verifiche aggiuntive.

Tale capacità assume rilevanza perché consente di rafforzare la fase di pianificazione e di identificazione del rischio. Il revisore può infatti utilizzare modelli predittivi per identificare aree in cui il rischio di errore significativo risulta più elevato, orientando di conseguenza la natura, la tempistica e l'estensione delle procedure di verifica.

Le analisi predittive possono basarsi su tecniche statistiche tradizionali, come regressioni, modelli di serie storiche e analisi di trend, oppure su tecniche più avanzate, tra cui modelli di machine learning, i quali non forniscono una certezza, ma una stima probabilistica, che deve essere interpretata dal revisore alla luce del contesto e delle evidenze disponibili.

Tali analisi riescono a valorizzare l'intera base informativa disponibile. Nei contesti digitalizzati, infatti, l'impresa produce dati storici molto dettagliati, che possono essere utilizzati per riconoscere relazioni e pattern ricorrenti. Se correttamente progettati, i modelli predittivi consentono di trasformare tali pattern in strumenti di supporto alla valutazione del rischio.

Tuttavia, il ricorso alle analisi predittive presenta anche criticità. La qualità del risultato è strettamente legata alla qualità dei dati utilizzati, dalla corretta selezione delle variabili, dalla robustezza del modello e dalla capacità di interpretarne gli output. Un modello costruito su dati incompleti, distorti o non rappresentativi può

produrre risultati fuorvianti. Inoltre, l'utilizzo di tecniche avanzate può ridurre la trasparenza del processo analitico, soprattutto quando il modello non è facilmente interpretabile.

2.3.4 Analisi prescrittive

Le analisi prescrittive rappresentano il livello più avanzato della classificazione degli audit analytics. Esse non si limitano a descrivere i dati, spiegare le cause o prevedere possibili sviluppi futuri, ma mirano a suggerire le azioni più appropriate per raggiungere un determinato obiettivo. In altri termini, rispondono alla domanda: *che cosa dovrebbe essere fatto?*

Nel contesto della revisione, le analisi prescrittive possono supportare il revisore nella scelta delle procedure più adeguate, nella definizione delle priorità di intervento e nella selezione delle aree o delle transazioni da sottoporre a maggiore approfondimento, collegandosi alla fase decisionale dell'audit, in cui il revisore deve trasformare i risultati delle analisi in risposte operative coerenti con il livello di rischio individuato.

La letteratura evidenzia che queste possono utilizzare tecniche di machine learning e modelli di ottimizzazione per suggerire le azioni più efficaci rispetto agli obiettivi desiderati. In ambito di revisione, ciò può tradursi nella costruzione di sistemi in grado di prioritizzare le verifiche, suggerire procedure aggiuntive, ordinare le eccezioni in base al rischio o identificare le combinazioni di controlli più efficaci da testare.

In presenza di molteplici aree di rischio, il sistema può suggerire al revisore come allocare le risorse disponibili, quali popolazioni analizzare più approfonditamente e quali procedure applicare.

Tuttavia, proprio perché intervengono nella fase decisionale, le analisi prescrittive richiedono particolare cautela. Il rischio principale è quello di attribuire eccessiva fiducia al suggerimento prodotto dal sistema, senza valutarne criticamente le premesse, i dati di input e i criteri utilizzati.

Inoltre, le analisi prescrittive richiedono un elevato livello di integrazione tra tecnologia, processo e competenze professionali. Non è sufficiente disporre di uno strumento avanzato: è necessario che il revisore comprenda la logica del modello, sappia interpretarne i risultati e sia in grado di documentare le scelte effettuate. In mancanza di tali condizioni, il rischio è che l'analisi prescrittiva produca output formalmente sofisticati, ma non effettivamente utilizzabili ai fini della revisione.

2.4 Machine Learning, Artificial Intelligence e tecnologie emergenti nell'audit

L'evoluzione degli ADA non si esaurisce nell'utilizzo degli strumenti appena esposti, ma si inserisce in un quadro più ampio di trasformazione tecnologica della revisione. Negli ultimi anni, infatti, la professione è stata progressivamente interessata dall'impiego di tecnologie emergenti, tra cui artificial intelligence, machine learning, robotic process automation, blockchain, strumenti di

visualizzazione avanzata e, in specifici contesti, anche tecnologie come droni e sistemi di riconoscimento automatizzato.³⁹

Si tratta di strumenti che contribuiscono a modificare il modo in cui il revisore acquisisce, elabora e interpreta le evidenze. La letteratura più recente evidenzia infatti che le nuove tecnologie stanno incidendo in modo significativo sulla professione, generando sia opportunità sia sfide per le imprese, i revisori e gli altri soggetti coinvolti nel processo di revisione. In particolare, l'incremento della capacità di raccolta, conservazione ed elaborazione dei dati consente di sviluppare procedure di revisione più ampie, tempestive e orientate all'analisi dell'intera popolazione delle transazioni, superando almeno in parte i limiti derivanti dalle tradizionali verifiche campionarie.⁴⁰

All'interno di questo scenario, l'intelligenza artificiale può essere intesa come un insieme di tecnologie volte a riprodurre, in specifici ambiti, alcune capacità normalmente associate all'intelligenza umana, quali l'apprendimento, il riconoscimento di pattern, la classificazione, l'elaborazione del linguaggio e il supporto decisionale.⁴¹ In ambito di revisione, l'IA non deve essere intesa come sostituzione del revisore, ma come strumento in grado di supportare determinate

³⁹ INTERNATIONAL FEDERATION OF ACCOUNTANTS (IFAC), *"IAASB Strategy for 2020-2023"*, 2020

⁴⁰ MUGWIRA, T., et al., *"Emerging technologies maturity in external audits: insights from auditors"*, Journal of Accounting Literature, 2025, 1-30

⁴¹ VETTER, A., *"What CPAs should know about machine learning vs. deep learning"*, Journal of Accountancy, 2018

attività, soprattutto quando queste richiedono l'analisi di grandi quantità di informazioni o l'individuazione di relazioni difficilmente osservabili attraverso metodi tradizionali.⁴²

Tra le applicazioni più rilevanti dell'intelligenza artificiale rientra il machine learning, generalmente considerato una componente dell'IA. Il machine learning consente ai sistemi informatici di apprendere pattern e tendenze dai dati storici senza essere programmati in modo esplicito per ciascuna regola decisionale.⁴³ In ambito revisionale, tale caratteristica è particolarmente rilevante perché permette di individuare relazioni ricorrenti nei dati, classificare operazioni, stimare livelli di rischio e identificare transazioni potenzialmente anomale.⁴⁴ La letteratura evidenzia come il machine learning, rispetto agli audit analytics prevalentemente descrittivi, si colleghi soprattutto ad analisi predittive più avanzate e possa essere utilizzato per apprendere pattern dai dati e supportare la previsione di frodi, irregolarità o altri fenomeni rilevanti per l'audit.⁴⁵

Le tecniche di machine learning possono assumere forme diverse. I modelli "supervisionati" utilizzano dati già classificati per apprendere una relazione tra

⁴² SUN, T., "Applying deep learning to audit procedures: an illustrative framework", Accounting Horizons, 2019, 89-109

⁴³ KOZA, J. R., BENNETT, F. H., ANDRE, D., KEANE, M. A., "Automated design of both the topology and sizing of analog electrical circuits using genetic programming", Artificial intelligence in design, 1996, 151-170

⁴⁴ BAKARICH, K. M., O'BRIEN, P. E., "The robots are coming...but aren't here yet: the use of artificial intelligence technologies in the public accounting profession", Journal of Emerging Technologies in Accounting, 2021, 27-43

⁴⁵ BAO, Y., KE, B., LI, B., YU, Y. J., ZHANG, J., "Detecting accounting fraud in publicly traded US firms using a machine learning approach", Journal of Accounting Research, 2020, 199-235

caratteristiche osservate e output atteso. In ambito audit, ciò può significare addestrare un modello sulla base di transazioni precedentemente classificate come regolari, anomale, false positive o eccezioni. I modelli “non supervisionati”, invece, sono utilizzati quando non esiste una classificazione preliminare dei dati e l’obiettivo è individuare strutture, gruppi o comportamenti anomali all’interno del dataset. Tra questi, le tecniche di clustering permettono di raggruppare transazioni simili tra loro e di evidenziare osservazioni distanti dai gruppi principali, che possono costituire potenziali outlier o elementi meritevoli di approfondimento.

Da un lato, i modelli supervisionati possono essere impiegati per automatizzare o supportare processi decisionali basati su esperienze pregresse; dall’altro, i modelli non supervisionati sono utili quando il revisore vuole “esplorare” il comportamento dei dati senza assumere ex ante una regola precisa.⁴⁶

Accanto alle tecniche di machine learning, possono essere richiamati anche altri strumenti statistici e analitici utilizzabili, con finalità differenti, nell’individuazione di anomalie o segnali di attenzione nei dati contabili e finanziari. Tra questi, a titolo esemplificativo, rientrano:

- Legge di Benford, una tecnica statistica basata sul confronto tra la distribuzione osservata delle cifre significative e una distribuzione teorica attesa. Può essere utilizzata per individuare scostamenti anomali in

⁴⁶ HUANG, F., NO, W. G., VASARHELYI, M. A., YAN, Z., “*Audit data analytics, machine learning, and full population testing*”, The Journal of Finance and Data Science, 2022, 138-144

popolazioni numeriche idonee, soprattutto quando gli importi derivano da processi economici naturali. Tale strumento verrà approfondito nei capitoli successivi;

- Beneish M-score, un modello matematico basato su indicatori di bilancio, utilizzato per individuare possibili segnali di manipolazione del bilancio. Esso non analizza la singola transazione, ma osserva variazioni e relazioni tra grandezze di bilancio, segnalando situazioni che possono richiedere ulteriori approfondimenti;⁴⁷
- modelli basati sulla distribuzione di Poisson e sulla teoria dei valori estremi (EVT), modelli probabilistici utili per osservare eventi rari, frequenze anomale o valori particolarmente distanti dal comportamento ordinario. Possono essere impiegati quando l'obiettivo è individuare accadimenti insoliti, concentrazioni inattese o valori estremi all'interno di una popolazione di dati;⁴⁸
- tecniche di clustering, attraverso metodi non supervisionati che raggruppano osservazioni simili tra loro e consentono di individuare gruppi omogenei o elementi isolati rispetto alla struttura complessiva dei dati. In

⁴⁷ GAGAN, K., SANJAY, M. G., ADEL, M. S., SUMATHI, K., “*Beneish M-score and Altman Z-score as a catalyst for corporate fraud detection*”, Journal of Investment Compliance, 2020

⁴⁸ STIJN, L., PETER, K., BART, V., “*Anomaly detection using the Poisson process limit for extremes*”, IEEE International Conference on Data Mining, 2014

ambito audit possono supportare l'identificazione di outlier o insiemi di transazioni con caratteristiche comuni;⁴⁹

- modelli come la regressione logistica e altri algoritmi di machine learning supervisionato, ovvero strumenti utilizzabili quando sono disponibili dati storici già classificati attraverso i quali il modello apprende e può stimare la probabilità che una nuova transazione presenti caratteristiche anomale.

La scelta dello strumento analitico non può quindi essere indifferenziata, ma deve dipendere dalla natura del dataset, dall'obiettivo della procedura e dal tipo di anomalia che si intende intercettare. Non tutte le tecniche sono applicabili a qualunque popolazione contabile e non tutti i conti presentano caratteristiche idonee all'utilizzo dei medesimi strumenti statistici.

Accanto all'IA e al machine learning, anche altre tecnologie emergenti possono incidere sul processo di revisione. La Robotic Process Automation è utilizzata soprattutto per automatizzare attività ripetitive, standardizzate e a basso contenuto di giudizio, come l'estrazione di dati, la riconciliazione di informazioni, la predisposizione di documentazione o l'esecuzione di verifiche ricorrenti.⁵⁰ Il suo principale contributo consiste nella riduzione del tempo dedicato ad attività manuali, consentendo al revisore di concentrare maggiore attenzione sulle aree che

⁴⁹ RAJASHEKHAR, R. K., VENKATA, N. M., “*Comparative Analysis of Clustering Algorithms for Financial Fraud Detection*”, International Journal of Safety and Security Engineering, 2025, 777-785

⁵⁰ COOPER, L. A., HOLDERNESS, J., D. K., SORENSEN, T.L., WOOD, D. A., “*Robotic process automation in public accounting*”, Accounting Horizons, 2019, 15-35

richiedono valutazioni professionali più complesse.⁵¹ La letteratura sulle tecnologie emergenti evidenzia infatti che la RPA può migliorare l'efficienza operativa, ridurre i costi e liberare risorse per attività a maggiore contenuto interpretativo, pur restando meno adatta a decisioni complesse o fortemente discrezionali.⁵²

La blockchain rappresenta un ulteriore ambito di interesse per il potenziale impatto sulla tracciabilità, sull'affidabilità dei dati e sulla possibilità di verifiche quasi in tempo reale.⁵³ In linea teorica, la registrazione distribuita e immutabile delle transazioni può ridurre il rischio di alterazioni non autorizzate e facilitare attività di riconciliazione e verifica, ma, anche in questo caso, il suo utilizzo nella revisione richiede cautela: la presenza di una tecnologia sicura nella registrazione non garantisce automaticamente la correttezza economico-contabile dell'operazione sottostante, né elimina la necessità di valutare il contesto, la sostanza economica e i controlli applicati.

Altre tecnologie, come droni, strumenti di riconoscimento visivo, speech recognition e sistemi di elaborazione di documenti non strutturati, possono supportare specifiche procedure di raccolta dell'evidenza.⁵⁴ Ad esempio, le

⁵¹ LI, H., DAI, J., GERSHBERG, T., VASARHELYI, M. A., *"Understanding usage and value of audit analytics for internal auditors: An organizational approach"*, International Journal of Accounting Information Systems, 2018, 59-76

⁵² ZHANG, C., *"Intelligent process automation in audit"*, Journal of Emerging Technologies in Accounting, 2019, 69-88

⁵³ LIU, M., WU, K., XU, J. J., *"How will blockchain technology impact auditing and accounting permissionless versus permissioned blockchain"*, Current Issues in auditing, 2019, A19-A20

⁵⁴ APPELBAUM, D., NEHMER, R. A., *"Using drones in internal and external audits: an exploratory framework"*, Journal of Emerging Technologies in Accounting, 2017, 99-113

tecnologie di visual recognition possono essere utilizzate per analizzare documenti scansionati, immagini o ricevute, mentre i droni possono agevolare procedure di osservazione fisica, come la verifica di inventari o beni materiali. Tali applicazioni mostrano come la trasformazione tecnologica della revisione non riguardi la mera analisi di dati contabili, ma anche le modalità di raccolta e verifica delle evidenze, incluse quelle non tradizionalmente strutturate.⁵⁵

Nonostante le potenzialità, l'impiego delle tecnologie emergenti presenta limiti significativi. In primo luogo, molte tecniche avanzate richiedono competenze statistiche, informatiche e metodologiche non sempre diffuse tra i revisori. Alcuni algoritmi possono essere difficili da interpretare e vengono spesso descritti come “black box”, poiché il loro funzionamento interno non è immediatamente comprensibile. Questo aspetto è particolarmente delicato nella revisione, dove il revisore deve essere in grado di documentare le procedure svolte, giustificare le scelte metodologiche e comprendere la logica degli output ottenuti.⁵⁶

In secondo luogo, l'efficacia di tali tecnologie dipende dalla qualità dei dati utilizzati. Inoltre, l'accesso ai dati del cliente, la loro estrazione, preparazione e standardizzazione possono comportare costi rilevanti e problemi di sicurezza informatica. La letteratura evidenzia che, soprattutto in presenza di sistemi

⁵⁵ CHRIST, M. H., EMETT, S. A., SUMMERS, S. L., WOOD, D. A., “*Prepare for takeoff: improving asset measurement and audit quality with drone-enabled inventory audit procedures*”, Review of Accounting Studies, 2021, 1-21

⁵⁶ HUANG, F., NO, W. G., VASARHELYI, M. A., YAN, Z., “*Audit data analytics, machine learning, and full population testing*”, The Journal of Finance and Data Science, 2022, 138-144

informativi multipli e dati non standardizzati, la preparazione del dataset può richiedere uno sforzo significativo da parte del revisore e del cliente.

Per questo motivo, l'integrazione delle tecnologie emergenti nel processo di revisione deve essere intesa come un processo organizzativo e professionale, non soltanto tecnologico. La maturità nell'adozione di tali strumenti dipende dall'equilibrio tra "people, process and technology": non basta acquistare o sviluppare un software avanzato, ma occorre disporre di competenze adeguate, procedure formalizzate, processi coerenti e una cultura organizzativa favorevole all'innovazione.

2.5 Benefici, criticità e livello di adozione degli Audit Data Analytics: una sintesi

Un primo beneficio riguarda quindi la possibilità di ottenere una comprensione più approfondita dell'impresa e dei suoi processi. Attraverso l'analisi dei dati, il revisore può osservare in modo più granulare l'andamento delle transazioni, la distribuzione degli importi, la frequenza di determinate causali, le variazioni temporali e la presenza di valori anomali. Questo consente di sviluppare una conoscenza più ampia del cliente e di orientare in modo più consapevole la pianificazione dell'incarico.

Un secondo beneficio riguarda il supporto alla valutazione del rischio. Gli Audit Data Analytics consentono di individuare aree caratterizzate da scostamenti, concentrazioni o comportamenti non coerenti con le aspettative. In questo modo, il

revisore può indirizzare le proprie procedure verso le aree più critiche, rafforzando l'impostazione risk-based dell'incarico. L'analisi dei dati diventa quindi uno strumento di supporto alla selezione delle aree da approfondire, alla definizione della natura delle procedure e alla valutazione della probabilità di errori significativi.

Un ulteriore vantaggio è rappresentato dalla possibilità di analizzare un numero molto più elevato di transazioni rispetto alle metodologie tradizionali. Pur non implicando necessariamente la verifica manuale di tutte le operazioni, gli ADA consentono di interrogare popolazioni più ampie e di selezionare, attraverso criteri analitici, le transazioni maggiormente rilevanti.

Gli ADA possono inoltre contribuire al miglioramento della qualità delle evidenze di revisione. L'elaborazione sistematica dei dati consente di affiancare alle evidenze documentali tradizionali ulteriori elementi informativi, derivanti da analisi statistiche, confronti, visualizzazioni e modelli di individuazione degli scostamenti. Tuttavia, tali benefici non devono portare a una visione eccessivamente ottimistica.⁵⁷

Una prima criticità riguarda la qualità e gestione dei dati. Gli strumenti analitici producono risultati affidabili solo se i dati di partenza sono completi, coerenti, accurati e pertinenti rispetto agli obiettivi dell'audit. In presenza di dataset

⁵⁷ SCHNEIDER, G. P., DAI, J., JANVRIN, D. J., AJAYI, K., RASCHKE, R. L., *"Infer, Predict, and Assure: Accounting Opportunities in Data Analytics"*, Accounting Horizons, 2015

incompleti, formati non standardizzati, duplicazioni, errori di estrazione o informazioni non riconciliate, il rischio è che l'analisi produca risultati fuorvianti.

Una seconda criticità riguarda le competenze professionali. L'utilizzo efficace degli ADA richiede competenze che vanno oltre la tradizionale formazione contabile e revisionale. Il revisore deve comprendere la logica degli strumenti utilizzati, la struttura dei dati, le tecniche di analisi applicate e i limiti degli output prodotti. Nei casi più avanzati, occorrono competenze statistiche, informatiche e metodologiche, non sempre diffuse all'interno dei team di audit. La carenza di competenze e formazione è indicata in letteratura come uno dei principali ostacoli all'adozione degli ADA, soprattutto quando si tratta di strumenti avanzati.

Un ulteriore problema riguarda i costi di implementazione. L'adozione degli ADA può richiedere investimenti in software, infrastrutture, formazione, sviluppo di metodologie interne e adattamento dei processi di audit. Tali costi possono risultare particolarmente gravosi per le società di revisione di dimensioni minori, che dispongono di risorse finanziarie e umane più limitate rispetto alle grandi società internazionali. Proprio per questo, la letteratura evidenzia una differenza significativa tra grandi società di revisione e realtà non-Big Four: le prime tendono ad avere maggiori risorse per sviluppare strumenti, formare personale e integrare le tecnologie nelle metodologie di audit, mentre le seconde incontrano maggiori difficoltà nell'adozione sistematica di strumenti avanzati.

Un'altra criticità è rappresentata dall'information overload. L'analisi di grandi quantità di dati può generare un numero elevato di output, anomalie ed eccezioni.

Anche la documentazione del lavoro svolto rappresenta un tema delicato. L'utilizzo di strumenti analitici avanzati richiede che il revisore sia in grado di spiegare quali dati sono stati utilizzati, quali procedure sono state applicate, quali criteri hanno guidato l'analisi e come sono stati interpretati i risultati. Quando le tecniche utilizzate sono complesse o poco trasparenti, diventa più difficile documentare adeguatamente il processo seguito.

Il livello di adozione degli ADA, quindi, non dipende soltanto dalla disponibilità della tecnologia. Gli studi sulla maturità delle tecnologie emergenti nell'audit evidenziano che l'adozione efficace richiede un equilibrio tra persone, processi e tecnologia.⁵⁸ La dimensione "people" riguarda le competenze, la formazione e l'esperienza dei revisori; la dimensione "process" concerne l'integrazione degli strumenti nelle procedure e nelle metodologie di audit; la dimensione "technology" riguarda invece la disponibilità e l'adeguatezza degli strumenti utilizzati. Se una di queste dimensioni risulta debole, l'adozione degli strumenti analitici rischia di rimanere parziale o inefficace.⁵⁹

⁵⁸ CODERRE, D., *"Gauge your analytics: by addressing people, processes, and technology, internal audit can ensure a successful data analytics initiative"*, Internal Auditor, 2015, 41-46

⁵⁹ MUGWIRA, T., et al., *"Emerging technologies maturity in external audits: insights from auditors"*, Journal of Accounting Literature, 2025, 1-30

Una società di revisione può disporre di strumenti avanzati, ma non riuscire a utilizzarli in modo efficace se mancano formazione, linee guida interne, procedure standardizzate e supporto organizzativo.

Questo aspetto è particolarmente importante perché consente di distinguere tra adozione formale e integrazione sostanziale degli ADA: la semplice introduzione di uno strumento non garantisce che esso venga effettivamente incorporato nella metodologia di revisione. Affinché gli ADA producano valore, devono essere inseriti stabilmente nelle attività di pianificazione, esecuzione e valutazione dei risultati, con regole chiare sul loro utilizzo, sulla documentazione e sulla responsabilità professionale. In assenza di tale integrazione, il rischio è che gli strumenti rimangano marginali, utilizzati solo in modo occasionale o discrezionale dai singoli team.

Un ulteriore elemento riguarda il rapporto con gli standard professionali e la regolamentazione.⁶⁰ La letteratura segnala che uno degli ostacoli all'adozione degli ADA è rappresentato dall'incertezza circa il loro inserimento all'interno del quadro metodologico e documentale dell'audit. Gli standard non vietano l'utilizzo degli analytics, ma la loro applicazione concreta richiede chiarezza su come tali strumenti contribuiscano alla raccolta di evidenze sufficienti e appropriate.

⁶⁰ AUSTIN, A. A., CARPENTER, T. D., CHRIST, M. H., NIELSON, C. S., *"The data analytics journey: interactions among auditors, managers, regulation, and technology"*, Contemporary Accounting Research, 2024, 27-43

Infine, l'adozione degli ADA implica un cambiamento culturale.⁶¹ Molti revisori sono abituati a procedure consolidate e possono percepire i nuovi strumenti come complessi, rischiosi o difficili da integrare nei tempi dell'incarico.⁶² La resistenza al cambiamento può derivare da abitudini professionali, timore di errori nell'utilizzo della tecnologia, mancanza di fiducia negli output prodotti o percezione di un aumento del lavoro nella fase iniziale di implementazione.⁶³ Per questo motivo, la trasformazione data-driven della revisione richiede non solo investimenti tecnologici, ma anche formazione, accompagnamento organizzativo e cambiamento delle routine professionali.

Alla luce di tali elementi, il bilancio sugli ADA deve essere necessariamente equilibrato tra i benefici e le criticità appena esposte.

⁶¹ APPELBAUM, D., KOGAN, A., VASARHELYI, M. A., "Big data and analytics in the modern audit engagement: Research needs", *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 2017, 1-27

⁶² FOTOH, L. E., "Digital inventory audits: an alternative approach to physical observation in audit evidence gathering", *Journal of Accounting Literature*, 2025, 211-248

⁶³ LIEW, A., BOXALL, P., SETIAWAN, D., "The Transformation to Data Analytics in Big-four Financial Audit: What, Why and How?", 2022, 569-584

CAPITOLO III

L'AUDIT PER ECCEZIONI COME MODELLO OPERATIVO DATA-DRIVEN

3.1 Il concetto di audit per eccezioni

L'evoluzione della revisione contabile verso modelli sempre più data-driven ha favorito lo sviluppo di approcci orientati non soltanto alla raccolta di evidenze, ma anche all'individuazione delle situazioni che presentano caratteristiche anomale rispetto a criteri, regole o aspettative. In tale contesto si inserisce il concetto di audit per eccezioni, un modello di revisione che concentra l'attenzione del revisore sugli elementi che si discostano da un comportamento atteso, da regole di controllo interno, da parametri di rischio o da pattern ricorrenti osservabili nei dati.

A differenza dell'approccio tradizionale, fondato prevalentemente su verifiche campionarie e su procedure svolte ex post, l'audit per eccezioni si basa sull'idea che l'attività di revisione possa essere resa più efficace concentrando le risorse sulle operazioni che presentano segnali di attenzione. In altri termini, il revisore non analizza indistintamente tutte le transazioni con la medesima intensità, ma orienta la propria attività verso quei casi che, per caratteristiche quantitative o qualitative, risultano più rilevanti. Ciò non significa che le transazioni non selezionate siano

prive di rischio, ma significa che esse risultino meno rilevanti rispetto a quelle che presentano deviazioni significative.

Il concetto di audit per eccezioni trova una delle sue radici più rilevanti nell'ambito del CA. La letteratura e la prassi sul CA evidenziano come la disponibilità di dati operativi in tempo reale o quasi reale consenta alle imprese e ai revisori di superare la logica della revisione periodica e retrospettiva, avvicinandosi a forme di revisione più tempestive, finendo talvolta per soffrire del cosiddetto “overload” di dati.⁶⁴ Da un altro punto di vista, tale disponibilità di dati permette di avere una maggiore comprensione delle informazioni prodotte, delle manipolazioni dei dati e consente di profilare le transazioni secondo i pattern individuati.

All'interno di tale contesto, l'audit per eccezioni rappresenta una risposta operativa al problema della crescente quantità di dati disponibili. Se i sistemi aziendali generano e conservano grandi volumi di informazioni, il revisore non può limitarsi ad applicare le logiche tradizionali di verifica manuale o campionaria, ma diventa necessario utilizzare criteri analitici capaci di filtrare la popolazione dei dati, segnalando le transazioni che violano determinate regole o che si discostano da un comportamento ritenuto normale. Secondo questa logica, l'intera popolazione può essere sottoposta ad analisi per identificare eccezioni, permettendo poi al revisore e al management di concentrare gli approfondimenti sulle casistiche individuate.

⁶⁴ SVANBERG, J., et al., “*Addressing the Exception Prioritization Problem in Continuous Auditing Systems With Thresholding*”, *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 2025

Per comprendere correttamente questo approccio, è necessario avere chiara la distinzione tra due concetti.

- Eccezioni

Possono essere intese come transazioni o eventi che violano regole esplicite, criteri di controllo interno, soglie autorizzative o requisiti normativi. Derivano quindi da una logica di confronto con un parametro definito ex ante. Tali deviazioni possono emergere da errori involontari, inefficienze operative oppure comportamenti intenzionali, come nel caso delle frodi.⁶⁵

- Anomalie e Outlier

Hanno una natura più ampia; non implicano necessariamente la violazione di una regola predefinita, ma indicano comportamenti insoliti rispetto alla distribuzione dei dati, ai trend storici o alle aspettative del revisore. Una transazione può risultare anomala perché presenta un importo particolarmente elevato, perché avviene in un periodo insolito, perché appartiene a una combinazione rara di conto, causale e importo o perché si colloca lontano dai cluster più frequenti osservati nei dati. In questo senso, l'anomalia è spesso il risultato di un'analisi statistica o data-driven

⁶⁵ ISSA, H., *"Exceptional exceptions"*, Rutgers University, 2013

(individuabile ad esempio attraverso la metodologia di clustering K-Means⁶⁶).⁶⁷

L'audit per eccezioni però non deve essere interpretato come una semplice attività di ricerca dell'anomalia: la sua utilità dipende dalla capacità di collegare le eccezioni individuate agli obiettivi della revisione, alla valutazione del rischio e alla materialità.

È in questo modo che l'audit per eccezioni si collega direttamente alla logica risk-based, rendendola più operativa. L'approccio risk-based richiede al revisore di concentrare l'attività sulle aree a maggiore rischio di errore significativo; l'audit per eccezioni vuole fornire strumenti e criteri per individuare, all'interno dell'intera popolazione di dati, le operazioni che meritano maggiore attenzione. Per fare ciò e identificare al meglio le eccezioni, è necessario che il professionista costruisca delle aspettative preliminari definendo, sulla base della conoscenza del cliente, del settore, dei processi aziendali e dei dati storici disponibili, quale comportamento possa essere considerato ragionevolmente atteso. A partire da tali aspettative è possibile attribuire un significato agli scostamenti osservati, distinguendo quelle rilevanti da quelle fisiologiche.

⁶⁶ DUAN, H. K., VASARHELYI, M. A., CODESSO, M., *"Integrating Process Mining and Machine Learning for Advanced Internal Control Evaluation in Auditing"*, Journal of Information Systems, 2024, 1-21

⁶⁷ NONNEMACHER, J., GOMEZ, J. M., *"Unsupervised anomaly detection for internal auditing: Literature review and research agenda"*, International Journal of Digital Accounting Research, 2021

Si assiste dunque al passaggio da una logica di transaction examination a una logica di exception examination. Nel modello tradizionale, il revisore seleziona un campione di transazioni e applica procedure per trarre conclusioni sulla popolazione complessiva. Nel modello per eccezioni, invece, l'intera popolazione può essere sottoposta a procedure analitiche automatizzate, con l'obiettivo di identificare le transazioni che violano regole o presentano comportamenti sospetti.⁶⁸

Tale cambiamento presenta evidenti vantaggi. Può migliorare l'efficienza della revisione, consentendo di concentrare il lavoro umano sulle aree più problematiche ed evitando di disperdere risorse su operazioni che non presentano segnali particolari di rischio. Inoltre, può migliorare l'efficacia dell'audit anche aumentando la probabilità di individuare transazioni insolite o sospette che potrebbero non essere incluse in un campione tradizionale.

Vengono introdotte anche nuove criticità.

Il primo problema riguarda la già citata possibile generazione di un numero elevato di segnalazioni (information overload). È stato osservato infatti che anche un modesto volume di eccezioni può mettere in difficoltà il revisore. I sistemi di CA e le tecniche di identificazione automatizzata possono infatti produrre molte

⁶⁸ LI, P., CHAN, D. Y., KOGAN, A., "Exception Prioritization in the Continuous Auditing Environment: A Framework and Experimental Evaluation", Journal of Information Systems, 2016, 135-157

eccezioni, non tutte ugualmente rilevanti: il risultato è che gli utenti possono essere sommersi da informazioni da processare, con una riduzione dell'efficienza complessiva del sistema, soprattutto quando si trattano dati provenienti da fonti multiple. Di conseguenza, l'efficacia dell'audit per eccezioni dipende anche dalla capacità di rendere le anomalie effettivamente utilizzabili dal revisore.⁶⁹

Un secondo rischio riguarda l'interpretazione delle eccezioni. Non tutte le deviazioni rispetto a una regola o a un modello sono necessariamente indicative di errore o frode. Alcune eccezioni possono derivare da particolarità operative, eventi straordinari, scelte gestionali legittime o caratteristiche fisiologiche del business. Per questo motivo, il revisore deve mantenere un atteggiamento critico e contestualizzare ogni segnalazione, evitando sia di ignorare anomalie potenzialmente significative sia di attribuire automaticamente valore probativo a ogni scostamento rilevato. Gli strumenti analitici possono identificare transazioni anomale, violazioni di regole o outlier statistici, ma spetta al revisore valutare se tali elementi siano rilevanti ai fini dell'incarico. Il revisore deve quindi comprendere le logiche con cui le eccezioni sono state generate, verificare la qualità dei dati, valutare la coerenza dei criteri applicati e stabilire quali approfondimenti svolgere. In assenza di tale valutazione preliminare, il rischio è che tale sistema si

⁶⁹ PEROLS, J. L., MURTHY, U. S., *"Information Fusion in Continuous Assurance"*, Journal of Information Systems, 2012, 35-52

riduca a un processo automatico di generazione di alert, privo di reale utilità revisionale.

3.2 Full population testing e superamento del campionamento tradizionale

Il passaggio verso un modello di audit data-driven ha inciso in modo significativo anche sul ruolo del campionamento nella revisione contabile.

Il campionamento costituisce una soluzione coerente con la logica della revisione tradizionale, fondata sul principio della ragionevole sicurezza e sulla necessità di contenere il lavoro del revisore entro limiti praticabili. Tuttavia, nel contesto attuale, tale approccio mostra limiti crescenti. La letteratura evidenzia infatti che il campionamento fornisce una “istantanea” limitata dell’insieme complessivo delle transazioni. Ne deriva il rischio che il campione selezionato non rifletta pienamente le caratteristiche della popolazione, soprattutto quando questa è molto ampia, eterogenea o caratterizzata dalla presenza di eventi rari ma rilevanti.

Il limite principale del campionamento è rappresentato dal cosiddetto sampling risk, ovvero il rischio che il revisore giunga a una conclusione diversa da quella che avrebbe raggiunto se avesse esaminato l’intera popolazione. Questo non può essere eliminato del tutto, ma solo ridotto attraverso una corretta definizione della metodologia di selezione e della conseguente dimensione campionaria. Quando la popolazione è estremamente ampia, anche campioni consistenti possono rappresentare una quota ridotta delle transazioni complessive. In questi casi, la

capacità del campione di individuare operazioni anomale, insolite o potenzialmente significative può risultare limitata.

Ciò è rilevante proprio perché, per loro natura, le transazioni sospette o materialmente rilevanti possono essere rare. Se un errore, una frode o una violazione di controllo riguarda un numero limitato di operazioni, la probabilità che queste vengano incluse nel campione può essere bassa.

Si può parlare quindi di full population testing, ovvero l'analisi dell'intera popolazione delle transazioni anziché di un solo campione. L'idea alla base di tale approccio è quella di ridurre o eliminare il rischio di campionamento attraverso l'applicazione di procedure analitiche sull'intero insieme dei dati disponibili. Infatti, lo sviluppo degli ADA, l'aumento della capacità di elaborazione dei sistemi informatici e l'impiego di tecniche automatizzate hanno reso progressivamente più concreta la possibilità di analizzare popolazioni ampie.

Si precisa che con tale termine non si intende una verifica manuale di tutte le transazioni: se così fosse, risulterebbe impraticabile anche in presenza di strumenti tecnologici avanzati. Il suo significato è diverso: l'intera popolazione viene sottoposta a procedure analitiche automatizzate, filtri, controlli o modelli di individuazione delle anomalie, al fine di selezionare le transazioni che presentano caratteristiche sospette o non coerenti con criteri prestabiliti. In questo modo, questo modello si collega direttamente all'audit per eccezioni.

Tale metodologia ha lo scopo di migliorare la qualità delle evidenze: analizzando l'intera popolazione, il revisore ottiene una visione più completa del comportamento dei dati e può valutare il rischio non solo sulla base di un sottoinsieme selezionato, ma considerando l'insieme complessivo delle transazioni. Avere una visione più ampia, consente di individuare pattern ricorrenti, duplicazioni, concentrazioni, violazioni di regole e comportamenti anomali che potrebbero non emergere da un campione.

Tuttavia, il full population testing non elimina ogni problema metodologico. Il fatto di analizzare l'intera popolazione non significa automaticamente ottenere una revisione migliore. La qualità dell'analisi dipende dalla qualità dei dati utilizzati, dalla correttezza delle regole applicate, dalla coerenza dei criteri di selezione e dalla capacità del revisore di interpretare gli output prodotti. Se i dati estratti dai sistemi aziendali sono incompleti, incoerenti o non standardizzati, anche un'analisi sull'intera popolazione può produrre risultati distorti.

Inoltre si deve considerare il problema dell'overload informativo. Senza un adeguato sistema di classificazione e prioritizzazione, il revisore rischia di trovarsi di fronte a una quantità eccessiva di output, con conseguente difficoltà nel decidere quali elementi approfondire. Per questa ragione, il full population testing deve essere accompagnato da criteri che permettano di ordinare le eccezioni in base a diversi possibili fattori, come la loro rilevanza, la gravità della violazione, l'importo coinvolto e il potenziale impatto sul bilancio.

È importante sottolineare che il superamento del campionamento tradizionale non coincide con l'eliminazione del giudizio professionale, ma con una sua diversa collocazione. Nel modello campionario, il giudizio del revisore interviene in modo rilevante nella definizione del campione e nella scelta delle procedure. Nel full population testing, invece, il giudizio professionale si concentra soprattutto sulla definizione dei criteri di analisi, sulla valutazione della qualità dei dati, sull'interpretazione delle eccezioni e sulla selezione delle transazioni da sottoporre ad approfondimenti. Per questo motivo il full population testing deve essere interpretato come un'evoluzione rilevante, ma non come una soluzione a tutti i limiti della revisione tradizionale. Esso consente di ridurre la dipendenza dal campionamento e di ottenere una visione più completa dei dati, ma richiede strumenti adeguati, dati di qualità e competenze analitiche.

3.3 Rule-based design e automated design nell'individuazione delle eccezioni

La scelta del metodo più adeguato per individuare le eccezioni è centrale all'interno di questa metodologia, influenzando fortemente l'estensione delle transazioni meritevoli di approfondimento; per questo motivo è necessario comprendere attraverso quali logiche operative il revisore possa identificare le transazioni anomale o sospette all'interno dell'intera popolazione dei dati.

In generale, le modalità di individuazione delle eccezioni possono essere ricondotte a due approcci principali: il rule-based design e l'automated design.⁷⁰ Il primo si fonda sull'applicazione di regole, filtri e soglie definite ex ante dal revisore, dal sistema di controllo interno o dalla normativa applicabile. Il secondo, invece, utilizza tecniche maggiormente data-driven, come strumenti statistici, modelli di machine learning e algoritmi di individuazione degli outlier, al fine di rilevare comportamenti anomali anche in assenza di una regola esplicita prestabilita.

Questi due approcci non devono essere interpretati come alternativi, ma come complementari: un sistema di audit analytics orientato alle eccezioni può iniziare da filtri rule-based, per poi integrare tecniche più avanzate di analisi automatizzata.

La scelta dello strumento di analisi deve quindi essere coerente con la natura della popolazione osservata e con l'obiettivo della procedura. Alcune tecniche sono più adatte a intercettare violazioni di regole prestabilite, altre a individuare outlier, frequenze anomale, valori estremi o gruppi di transazioni simili. Per questo motivo, l'utilizzo degli strumenti statistici e data-driven richiede sempre una valutazione preliminare dell'idoneità del dataset e del tipo di anomalia che si intende analizzare.

Nel rule-based design⁷¹, l'individuazione delle eccezioni avviene attraverso regole costruite sulla base della conoscenza del business, dei processi aziendali, dei

⁷⁰ SVANBERG, J. et al., "Addressing the Exception Prioritization Problem in Continuous Auditing Systems With Thresholding", *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 2025

⁷¹ NO, W. G., LEE, K., HUANG, F., LI, Q., "Multidimensional Audit Data Selection (MADS): A Framework for Using Data Analytics in the Audit Data Selection Process", *Accounting Horizons*, 2019, 127-140

controlli interni e degli obiettivi della revisione. Le regole vengono definite prima dell'analisi e applicate all'intera popolazione delle transazioni e, quando una transazione viola una o più regole, essa viene classificata come eccezione e segnalata al revisore per ulteriori verifiche.

Questo approccio presenta il vantaggio di essere relativamente trasparente e comprensibile: il revisore sa quali criteri sono stati utilizzati, può documentare le regole applicate e può collegare ciascuna eccezione a una violazione specifica.

Siccome le regole possono derivare da procedure aziendali, limiti autorizzativi, controlli automatici, segregazione delle funzioni o requisiti normativi, il revisore non si limita a osservare il dato contabile, ma verifica se la transazione sia coerente con il funzionamento atteso del processo aziendale. Un'eccezione, pertanto, non è semplicemente un valore “strano”, ma una transazione che viola una condizione rilevante per il controllo o per il rischio di revisione.

Gli indicatori rule-based possono riguardare diverse dimensioni della transazione. Una prima categoria è costituita dagli importi anomali o fuori scala, cioè valori significativamente superiori o inferiori rispetto alla media, alle soglie previste o agli importi tipici di una determinata causale. Possono segnalare errori di imputazione, operazioni straordinarie, registrazioni non ricorrenti o transazioni che richiedono autorizzazioni specifiche.

Una seconda categoria riguarda gli importi ripetuti con frequenza eccessiva. La ripetizione di uno stesso valore non è necessariamente anomala, soprattutto quando

l'impresa effettua pagamenti periodici, canoni, rate o operazioni standardizzate. Può diventare un segnale di attenzione quando riguarda causali che normalmente dovrebbero presentare importi variabili, oppure quando la ripetizione si concentra in periodi sensibili o su specifici conti.

Un ulteriore indicatore è rappresentato dai numeri tondi o arrotondati. In molte transazioni reali, gli importi derivano da prezzi unitari, quantità, imposte, sconti e altri calcoli, e pertanto tendono a presentare una certa variabilità. Una concentrazione di valori tondi può essere fisiologica in alcuni contesti, ma può anche suggerire stime manuali, inserimenti non ordinari o registrazioni effettuate senza un supporto documentale.

Particolare attenzione può essere rivolta anche alla dimensione temporale. Movimenti registrati a fine mese, fine trimestre o fine esercizio possono essere meritevoli di approfondimento, soprattutto se riguardano rettifiche, giroconti o operazioni che incidono su risultati economici e patrimoniali. Allo stesso modo, registrazioni effettuate in giorni festivi, nei weekend o in orari non coerenti con l'operatività aziendale possono costituire indicatori di rischio, qualora il sistema informativo conservi tali metadati.

Un altro aspetto da osservare sono le causali. Una concentrazione di operazioni su una determinata causale può indicare un processo ricorrente e fisiologico, ma anche una classificazione impropria o un utilizzo eccessivamente generico della causale stessa. Causali vaghe, come “varie”, “rettifica”, “giroconto” o “altro”, non sono

necessariamente irregolari, ma riducono la trasparenza informativa della transazione, soprattutto quando sono associate a importi elevati o a periodi rilevanti ai fini della chiusura contabile.

Ulteriori filtri possono riguardare duplicazioni, cioè transazioni con medesimo importo, data, causale, conto o contropartita. L'analisi delle duplicazioni è particolarmente coerente con l'audit per eccezioni, poiché permette di individuare operazioni che, prese singolarmente, potrebbero apparire regolari, ma che diventano sospette se osservate in relazione ad altre transazioni simili.

Infine, le regole possono essere costruite su combinazioni insolite tra attributi, ad esempio tra conto, causale, importo, data e soggetto coinvolto. In molti casi, il singolo elemento non è anomalo, ma lo diventa se combinato con altri. Un importo ordinario può risultare sospetto se registrato in una data insolita; una causale generica può assumere rilievo se associata a importi elevati. Questa logica combinatoria consente al revisore di superare controlli troppo semplici e di costruire filtri più aderenti alla complessità dei processi aziendali.

Tuttavia, il rule-based design presenta alcuni limiti.

Il primo riguarda la dipendenza dalle regole conosciute. Se un rischio non è stato previsto dal revisore o non è codificato nei controlli interni, non sarà in grado di intercettarlo, risultando efficace nel rilevare violazioni di regole note, ma meno adatto a identificare comportamenti nuovi, emergenti o non previsti. Inoltre, la definizione delle soglie richiede particolare attenzione: soglie troppo rigide possono

generare un numero eccessivo di eccezioni, mentre soglie troppo elevate possono escludere transazioni rischiose.

Un secondo limite riguarda la manutenzione del sistema. Le regole devono essere aggiornate nel tempo, poiché i processi aziendali, i sistemi informativi, le modalità operative e i rischi possono modificarsi. Un filtro efficace in un determinato periodo può diventare inadeguato in un altro contesto, generando falsi positivi o falsi negativi.

Accanto al rule-based design si colloca l'automated design, che utilizza tecniche statistiche o algoritmi di machine learning per individuare transazioni anomale sulla base del comportamento osservato nei dati. Il presente approccio mira a identificare pattern insoliti, deviazioni, outlier o cluster anomali anche quando il revisore non ha formulato una regola specifica, motivo per cui risulta particolarmente utile in presenza di grandi volumi di dati e di rischi non facilmente codificabili. Tecniche come il clustering consentono di raggruppare transazioni simili tra loro e di individuare osservazioni che si collocano lontano dai gruppi principali.

L'automated design consente quindi di integrare una dimensione esplorativa nell'audit per eccezioni, contribuendo ad individuare aree di rischio non ancora formalizzate. Ciò diventa rilevante in ambienti aziendali dinamici, nei quali le modalità di errore o frode possono evolversi più rapidamente rispetto alle regole di controllo interno.

La componente automatizzata, tuttavia, non elimina il ruolo del revisore. Al contrario, lo rende più rilevante nella fase di progettazione, validazione e interpretazione dei risultati. Il revisore deve comprendere quali dati sono stati utilizzati, quali variabili sono state considerate, quali trasformazioni sono state applicate e quali limiti presenta il modello. Inoltre, deve valutare se gli outlier individuati siano effettivamente rilevanti ai fini dell'audit o se rappresentino semplicemente variazioni fisiologiche legate al business.

Il confronto tra rule-based design e automated design evidenzia quindi una distinzione fondamentale. In sintesi, il primo risulta essere più trasparente, documentabile e collegato a regole note, ma rischia di non cogliere anomalie non previste. Il secondo è più flessibile e capace di individuare pattern inattesi, ma può risultare meno interpretabile e più dipendente dalla qualità dei dati e dalla corretta progettazione del modello.

In entrambi i casi, è nel passaggio relativo alla prioritizzazione e alla valutazione professionale delle eccezioni, che tali segnali acquisiscono pieno valore per il processo di revisione.

3.4 Prioritizzazione delle eccezioni e ruolo del giudizio professionale

L'individuazione delle eccezioni costituisce soltanto una fase intermedia del processo di revisione data-driven. Una volta che il sistema ha identificato transazioni anomale, il revisore deve stabilire quali elementi meritino un approfondimento effettivo. In assenza di tale passaggio, il rischio è che l'audit per

eccezioni produca un numero elevato di segnalazioni difficilmente gestibili, riducendo il beneficio operativo degli strumenti analitici.

Di conseguenza, il tema centrale non è soltanto individuare eccezioni, ma selezionare quelle più rilevanti, trasformando l'output del sistema in una base informativa realmente utilizzabile.

La prioritizzazione delle eccezioni nasce quindi dall'esigenza di ordinare le segnalazioni secondo criteri coerenti con gli obiettivi della revisione. Trattare tutte le eccezioni allo stesso modo significherebbe disperdere le risorse del revisore e ridurre l'efficacia dell'intervento.

L'audit per eccezioni richiede il passaggio da una logica di semplice "rilevazione" a una logica di selezione critica. L'obiettivo non è aumentare indefinitamente il numero di anomalie rilevate, ma individuare le cosiddette *exceptional exceptions*⁷², cioè le eccezioni che, tra tutte quelle generate dal sistema, presentano un maggiore livello di sospettosità o un potenziale impatto più rilevante.

Una prima modalità di prioritizzazione è rappresentata dall'attribuzione di *suspicion scores*.⁷³ In un sistema di questo tipo, ciascuna transazione riceve un punteggio di rischio sulla base delle regole violate, della gravità delle violazioni e dell'importanza attribuita a ciascun indicatore. Una transazione che viola più

⁷² ISSA, H., *"Exceptional exceptions"*, Rutgers University, 2013

⁷³ LI, P., CHAN, D. Y., KOGAN, A., *"Exception Prioritization in the Continuous Auditing Environment: A Framework and Experimental Evaluation"*, Journal of Information Systems, 2016, 135-157

regole, oppure che viola una regola considerata particolarmente rilevante, riceverà un punteggio più elevato e sarà quindi collocata tra le priorità di analisi. La logica è quella di trasformare una lista indifferenziata di eccezioni in una graduatoria ordinata, nella quale il revisore possa concentrarsi prima sui casi più critici, rendendo strutturata la gestione delle eccezioni.

I criteri utilizzabili per la prioritizzazione possono essere molteplici. Il primo è certamente la materialità dell'importo: a parità di altre condizioni, un'eccezione che coinvolge un importo elevato può avere maggiore rilevanza rispetto a una transazione di ammontare ridotto. Tuttavia, la materialità non deve essere considerata esclusivamente in termini quantitativi. Anche eccezioni di importo contenuto possono essere significative se ricorrenti, se riferite a controlli chiave, se concentrate in periodi sensibili o se indicative di una debolezza sistematica del processo.

Un secondo criterio è la gravità della violazione. Alcune regole possono riguardare controlli procedurali minori, mentre altre possono presidiare rischi più rilevanti, come autorizzazioni mancanti, segregazione delle funzioni o registrazioni non coerenti con requisiti normativi. La gravità della violazione deve essere valutata anche in relazione al sistema di controllo interno. Un'eccezione che evidenzia il mancato funzionamento di un controllo, l'assenza di autorizzazioni, una debolezza nella segregazione delle funzioni o una carenza procedurale può assumere rilievo non solo come singola anomalia, ma anche come indicatore di una possibile

debolezza del sistema di controllo interno. In tali casi, il revisore deve valutare se la criticità emersa richieda ulteriori approfondimenti e se debba essere comunicata ai soggetti responsabili della governance o del controllo interno nel rispetto degli ISA 260⁷⁴ e ISA 265⁷⁵.

Un terzo criterio è rappresentato dalla frequenza delle eccezioni. Una singola transazione anomala può dipendere da un evento occasionale, mentre una serie di eccezioni simili può indicare una criticità più ampia. La ripetizione di anomalie su uno stesso conto, una stessa causale o uno stesso periodo può suggerire la presenza di un problema sistematico, meritevole di maggiore attenzione rispetto a un caso isolato.

Tuttavia, anche i sistemi di prioritizzazione presentano limiti rilevanti.⁷⁶ Nel caso dei sistemi rule-based, come già accennato, la qualità del risultato dipende dalla correttezza delle regole, dalla scelta delle soglie e dall'attribuzione dei pesi. Se i pesi sono definiti in modo non adeguato, o se le soglie non riflettono correttamente il rischio effettivo, il sistema può attribuire priorità eccessiva a eccezioni poco significative o, al contrario, sottovalutare casi rilevanti. Inoltre, metodi fortemente specifici rispetto a una singola organizzazione possono risultare difficilmente

⁷⁴ Principio di revisione internazionale (ISA Italia) 260, “Comunicazione con i responsabili delle attività di governance”

⁷⁵ Principio di revisione internazionale (ISA Italia) 265, “Comunicazione delle carenze nel controllo interno ai responsabili delle attività di governance ed alla direzione”

⁷⁶ LI, P., CHAN, D. Y., KOGAN, A., “Exception Prioritization in the Continuous Auditing Environment: A Framework and Experimental Evaluation”, Journal of Information Systems, 2016, 135-157

trasferibili ad altri contesti. La letteratura sottolinea infatti che sistemi di prioritizzazione basati su suspicion scores possono essere efficaci, ma richiedono setup iniziale, manutenzione, adattamento e sviluppo specifico rispetto all'organizzazione in cui vengono applicati.

Un ulteriore limite riguarda l'interpretabilità. L'aggiunta di più livelli di classificazione, pesi, filtri o modelli predittivi può migliorare la capacità di selezionare le eccezioni più rilevanti, ma può rendere più difficile comprendere perché una determinata transazione sia stata considerata prioritaria. Questo aspetto è particolarmente delicato nella revisione, dove le procedure svolte devono essere documentabili e giustificate.

Da qui emerge il ruolo centrale del giudizio professionale. Gli strumenti analitici possono calcolare punteggi, ordinare eccezioni e suggerire priorità, ma la rilevanza effettiva di ciascuna segnalazione deve essere valutata alla luce del contesto aziendale, degli obiettivi dell'incarico e delle evidenze disponibili. Le eccezioni investigate possono inoltre fornire feedback utili per aggiornare regole, soglie e criteri di selezione, rendendo il processo progressivamente più aderente ai rischi osservati.

CAPITOLO IV

LA LEGGE DI BENFORD COME STRUMENTO DI AUDIT PER ECCEZIONI

4.1 Origini, fondamenti teorici e applicazioni economico-finanziarie della Legge di Benford

La Legge di Benford rappresenta una delle più note regole statistiche applicate all'analisi dei dati numerici e, nell'ambito economico-finanziario, costituisce uno strumento particolarmente rilevante per l'individuazione preliminare di anomalie nei dati contabili. La sua importanza, ai fini della revisione, non risiede nella capacità di dimostrare autonomamente l'esistenza di errori o frodi, ma nella possibilità di confrontare il comportamento osservato di una popolazione con una distribuzione teorica attesa. Da questo punto di vista, tale regola può essere interpretata come una tecnica statistica utile a selezionare aree, classi di operazioni o transazioni che presentano scostamenti meritevoli di approfondimento.

Le origini della Legge di Benford vengono generalmente ricondotte all'osservazione formulata da Simon Newcomb nel 1881. Newcomb, astronomo e matematico, notò che le prime pagine delle tavole logaritmiche risultavano più consumate rispetto alle ultime. Da tale circostanza dedusse che i numeri aventi cifre

iniziali più basse venivano consultati con maggiore frequenza rispetto a quelli aventi cifre iniziali più elevate. L'intuizione di Newcomb rimase però per lungo tempo poco valorizzata.⁷⁷ Soltanto nel 1938 Frank Benford, fisico presso la General Electric Company, riprese il fenomeno e lo verificò empiricamente attraverso l'analisi di numerosi dataset provenienti da fonti differenti. Benford esaminò più di 20.000 osservazioni tratte da insiemi di dati eterogenei, tra cui dati geografici, scientifici e demografici, osservando che la distribuzione delle cifre iniziali non era uniforme, ma seguiva un andamento logaritmico decrescente.⁷⁸

La formulazione più conosciuta della legge riguarda la distribuzione della prima cifra significativa. Secondo Benford, la probabilità che una cifra d , compresa tra 1 e 9, compaia come prima cifra significativa di un numero è pari a:

$$P(D_1 = d) = \log_{10} \left(1 + \frac{1}{d} \right)$$

dove $d = 1, 2, \dots, 9$.

In base a tale formula, le cifre compaiono come “prima cifra significativa” con una frequenza attesa che decresce progressivamente dalla cifra 1 fino alla cifra 9. Questo andamento sembra contrario all'intuizione comune secondo cui ciascuna cifra dovrebbe comparire con la stessa probabilità, pari a circa l'11,1%. La Legge di Benford mostra che, in molti insiemi numerici generati da fenomeni reali, le cifre

⁷⁷ CERQUETI, R., LUPI, C., “*Severe testing of Benford's law*”, 2023

⁷⁸ NIROSH, K., “*The Application of Benford's Law in Fraud Detection: A Systematic Methodology*”, International Business Research: An International Peer-reviewed and Open Access Journal for Business Research, 2019

iniziali più basse ricorrono con frequenza maggiore rispetto alle cifre più alte, apparendo come esposto nella Tabella 4.1.⁷⁹

Tabella 4.1. Probabilità teoriche della prima cifra secondo la Legge di Benford

Prima cifra	Probabilità teorica Benford
1	30,10%
2	17,61%
3	12,49%
4	9,69%
5	7,92%
6	6,69%
7	5,80%
8	5,12%
9	4,58%

La stessa logica può essere estesa anche all'analisi di combinazioni di cifre. In particolare, nel caso delle prime due cifre significative, la probabilità teorica associata a ciascuna combinazione d , compresa tra 10 e 99, è data da:

$$P(D_1D_2 = d) = \log_{10} \left(1 + \frac{1}{d} \right)$$

dove $d = 10, 11, \dots, 99$.

Tale estensione consente di passare da un'analisi generale, fondata sulle nove possibili prime cifre, a un'analisi più dettagliata, basata su novanta combinazioni

⁷⁹ BENFORD, F., “*The Law of Anomalous Numbers*”, Proceedings of the American Philosophical Society, 1938, 551-572

numeriche che diventa particolarmente utile quando si intende individuare pattern più specifici, che potrebbero non emergere dal solo esame della prima cifra. Tuttavia, proprio perché l'analisi è più granulare, essa richiede dataset sufficientemente ampi e una maggiore cautela interpretativa.⁸⁰

La spiegazione teorica della Legge di Benford è legata alla natura dei dati che tendono a seguirne la distribuzione: molti insiemi numerici reali non derivano da processi uniformi o casuali in senso semplice, ma da fenomeni moltiplicativi, da combinazioni di distribuzioni diverse o da grandezze che si sviluppano su più ordini di grandezza e, in tali circostanze, la distribuzione delle cifre significative tende ad assumere una forma logaritmica. Questo aspetto è particolarmente importante per i dati economico-contabili, poiché molti importi aziendali sono il risultato dell'interazione tra più variabili, come quantità, prezzi unitari, aliquote, margini, tassi e condizioni contrattuali.

Tale caratteristica permette di comprendere perché la Legge di Benford abbia trovato applicazione in ambiti molto diversi, tra cui analisi demografiche, geografiche, scientifiche, finanziarie e contabili. Nel contesto aziendale, la regola in questione risulta particolarmente interessante perché molti valori contabili derivano da processi economici reali e non da numerazioni assegnate artificialmente. Ad esempio, importi di vendita, costi, fatture, pagamenti, crediti,

⁸⁰ JOENSSEN, D. W., “*Two digit testing for Benford's law*”, World Statistics Congress, 2013, 25-30

debiti, spese, ricavi o valori derivanti da transazioni possono, in determinate condizioni, presentare una distribuzione delle cifre compatibile con quella prevista dalla legge.

Al contrario, numeri identificativi, codici cliente, numeri di fattura, codici conto, numeri telefonici o sequenze generate convenzionalmente non sono generalmente idonei all'applicazione della Legge di Benford, poiché non derivano da un processo economico naturale, ma da criteri amministrativi e artificiali. In questi casi, l'eventuale mancata conformità alla distribuzione teorica non avrebbe un significato revisionale rilevante, poiché il dato non nasce da un fenomeno economico, ma da una regola di attribuzione.

L'idoneità del dataset rappresenta quindi un elemento centrale. La Legge di Benford tende a funzionare meglio quando:

- i dati sono sufficientemente numerosi e registrati nella stessa unità di misura;
- non sono vincolati da soglie minime o massime;
- non sono costruiti secondo regole convenzionali, non includendo numeri assegnati;
- coprono un intervallo sufficientemente ampio di valori.

Tali condizioni⁸¹, in genere, fanno sì che la popolazione di dati sia conforme alla Legge di Benford ma, in loro assenza, una deviazione dalla distribuzione teorica non può essere interpretata automaticamente come segnale di anomalia. Proprio per questo, l'applicazione della legge richiede sempre una valutazione preliminare della natura dei dati e del processo che li ha generati.

Nel campo economico-finanziario, la Legge di Benford ha assunto crescente rilevanza soprattutto come strumento di supporto alla “fraud detection” e alla revisione contabile.⁸² La letteratura evidenzia infatti che le distribuzioni numeriche naturali possono differire sensibilmente da quelle create artificialmente, come nel caso di transazioni costruite per sovrastimare ricavi, alterare importi o rappresentare operazioni non effettivamente coerenti con il normale andamento aziendale. Proprio tale differenza rende la Legge di Benford utile per segnalare possibili aree da approfondire, operando come strumento di screening preliminare che consente al revisore di ottenere una prima indicazione sul comportamento complessivo di una popolazione di dati, individuando eventuali scostamenti tra frequenze osservate e frequenze teoriche.

Risulta rilevante l'integrazione della Legge di Benford negli strumenti informatici di audit, agevolata dalla sua applicazione che non richiede necessariamente

⁸¹ NIGRINI, M. J., “*Digital Analysis Using Benford’s Law tests & statistics for auditors*”, Global Audit Publications, 2000

⁸² TAMMARU, M., ALVER, L., “*Application of Benford’s Law for Fraud detection in financial statements: Theoretical Review*”, 5th International Conference on Accounting, Auditing and Taxation (ICAAT), 2016

software complessi: può essere implementata anche attraverso fogli di calcolo, come Excel, oppure attraverso software generalizzati di audit. Ciò rappresenta un vantaggio soprattutto per realtà aziendali di dimensioni minori, per le quali software specialistici potrebbero risultare onerosi. Allo stesso tempo, la presenza della Legge di Benford all'interno dei software di revisione testimonia il suo riconoscimento come tecnica operativa in questo settore.⁸³

L'evoluzione più recente della letteratura mostra, inoltre, come Benford possa essere integrata con tecniche statistiche e strumenti di machine learning. In letteratura è stato proposto un framework che combina la Legge di Benford con tecniche come il clustering K-means⁸⁴ e l'analisi multi-digit, con l'obiettivo di migliorare la capacità di distinguere tra errori, anomalie fisiologiche e attività potenzialmente fraudolente.⁸⁵ Perciò Benford non deve essere considerato come uno strumento isolato, ma come una tecnica integrabile all'interno di un processo più ampio di "anomaly detection", nel quale l'identificazione dello scostamento rappresenta soltanto il primo momento dell'analisi.

L'analisi multi-digit va ad ampliare ulteriormente la portata applicativa della legge.

Oltre al test sulla prima cifra, la letteratura considera infatti anche il test sulla

⁸³ NIROSH, K., *"The Application of Benford's Law in Fraud Detection: A Systematic Methodology"*, International Business Research: An International Peer-reviewed and Open Access Journal for Business Research, 2019

⁸⁴ Tale metodologia di clustering verrà approfondita successivamente. Si veda il cap. 5.5.2 p. 124

⁸⁵ LE, L., MANTELAERS, E., *"Benford's Law and Beyond: A framework for auditors"*, Maandblad voor Accountancy en Bedrijfseconomie, 2024

seconda cifra, sulle prime due cifre e, in alcuni casi, sulle ultime due cifre. Tali estensioni consentono di cogliere pattern più specifici, che potrebbero non emergere dal solo test sulla prima cifra. Nello specifico:

- il test sulle prime due cifre può essere utile per individuare concentrazioni anomale di importi simili o ricorrenze non immediatamente visibili nell'analisi aggregata;
- l'analisi sulle ultime cifre, invece, può assumere rilievo quando l'obiettivo è osservare eventuali arrotondamenti, importi standardizzati o valori costruiti artificialmente.

All'interno della presente tesi, la Legge di Benford può essere ricondotta a una logica prevalentemente rule-based, pur presentando una componente statistica e data-driven, poiché il criterio di confronto è definito ex ante: si confronta la distribuzione osservata con una distribuzione teorica nota, che però non è frutto di una regola aziendale interna, come una soglia autorizzativa o una procedura di controllo, bensì di una regola statistica. È quindi una tecnica automatizzabile di anomaly detection, ma non un automated design in senso stretto, poiché non apprende autonomamente dai dati come un modello di machine learning.⁸⁶ Questa precisazione risulta necessaria perché permette di integrare Benford nel framework dell'audit per eccezioni senza confonderla con tecniche più avanzate di

⁸⁶ Si veda la definizione e distinzione tra “rule-based” e “automated design” al cap. 3.3

apprendimento automatico e senza andare a sostituire le procedure tradizionali di revisione, che mantengono un ruolo centrale.

4.2 La Legge di Benford nell'audit per eccezioni: dalla rilevazione grafica alla misurazione statistica degli scostamenti

È necessario comprendere in che modo la Legge di Benford possa concretamente essere utilizzata dal revisore per trasformare una popolazione ampia di dati contabili in un insieme più ristretto di elementi meritevoli di approfondimento.

Quando i dati sono idonei all'applicazione della legge, eventuali scostamenti rilevanti rispetto al modello teorico possono essere interpretati come segnali preliminari di anomalia, i quali, tuttavia, non costituiscono una prova di errore o frode, ma rappresentano red flags che devono essere successivamente analizzate alla luce del contesto aziendale, della natura delle operazioni e degli obiettivi della revisione.

Dal punto di vista operativo, l'analisi benfordiana può essere supportata da due categorie di strumenti:

- Da un lato, gli strumenti grafici permettono una prima lettura visiva della distribuzione, evidenziando in modo immediato eventuali differenze tra frequenze osservate e frequenze teoriche. Tra i più diffusi in letteratura troviamo grafici a barre, curve di confronto e heatmap, che consentono di cogliere rapidamente pattern anomali o concentrazioni sospette.

- Dall'altro lato, gli strumenti statistici consentono di misurare in modo più oggettivo la distanza tra la distribuzione empirica e quella attesa, rendendo l'analisi più documentabile e meno dipendente da una valutazione visiva. Tra gli strumenti statistici più rilevanti e diffusi all'interno dell'analisi benfordiana rientrano il Mean Absolute Deviation, il test del chi-quadrato e lo Z-test.⁸⁷ Ciascuno di essi svolge una funzione diversa. L'utilizzo combinato di tali strumenti permette al revisore di passare da una semplice osservazione grafica a una valutazione più strutturata delle anomalie.

Si ricorda che il presente studio non ha finalità strettamente statistiche; pertanto, gli aspetti metodologici e teorici relativi a tali tematiche saranno considerati acquisiti e non verranno approfonditi nel dettaglio.

4.2.1 Frequenze osservate, frequenze attese e scostamenti

Il primo passaggio operativo dell'analisi basata sulla Legge di Benford consiste nella costruzione della distribuzione empirica delle cifre presenti nel dataset. Una volta selezionata la popolazione da analizzare, il revisore estrae da ciascun importo la cifra, o la combinazione di cifre, oggetto di osservazione.

⁸⁷ Gli strumenti citati verranno approfonditi nei successivi capitoli. Nello specifico:

- Mean Absolute Deviation al cap. 4.2.3 p. 84;
- Test del chi-quadrato al cap. 4.2.4 p. 87;
- Z-test al cap. 4.2.5 p. 88.

Dal punto di vista metodologico, per ciascuna classe numerica i viene calcolata la frequenza osservata, cioè il rapporto tra il numero di osservazioni appartenenti a quella classe e il totale delle osservazioni analizzate:

$$p_i = \frac{n_i}{n}$$

dove n_i rappresenta il numero di osservazioni che presentano la cifra o la combinazione i , mentre n indica il numero complessivo delle osservazioni considerate. La frequenza osservata esprime quindi il peso relativo di ciascuna cifra all'interno del dataset e costituisce il punto di partenza per il confronto con la distribuzione teorica.

A tale frequenza empirica viene affiancata la frequenza attesa secondo la Legge di Benford, calcolata come esposto in precedenza.

Il confronto tra frequenze osservate e frequenze attese consente di calcolare lo scostamento relativo a ciascuna classe numerica:

$$e_i = p_i - b_i$$

dove p_i indica la frequenza osservata e b_i la frequenza teorica prevista dalla Legge di Benford. Uno scostamento positivo indica che una determinata cifra o combinazione risulta sovra-rappresentata rispetto al valore atteso; uno scostamento negativo indica invece una sotto-rappresentazione. In entrambi i casi, lo

scostamento rappresenta il primo segnale informativo dell'analisi, poiché evidenzia quali parti della distribuzione si allontanano maggiormente dal modello teorico.

In ottica di audit per eccezioni, la lettura degli scostamenti assume particolare importanza. Le classi numeriche che presentano deviazioni più elevate possono infatti essere utilizzate come criterio preliminare per selezionare porzioni del dataset da sottoporre ad approfondimento. Ad esempio, se una determinata combinazione delle prime due cifre risulta significativamente più frequente rispetto a quanto previsto dalla distribuzione benfordiana, il revisore può estrarre le transazioni corrispondenti e analizzarne le caratteristiche sottostanti, come causale, conto, periodo, importo, contropartita o eventuale ricorrenza.

Su questa base vengono poi costruiti gli strumenti grafici, i quali consentono di valutare in modo più strutturato il grado di divergenza e la rilevanza delle anomalie osservate.

4.2.2 Gli strumenti grafici: confronto visivo e individuazione preliminare degli scostamenti

Dopo aver costruito le frequenze osservate, le frequenze teoriche e gli scostamenti, un primo livello di interpretazione dell'analisi benfordiana può essere ottenuto attraverso strumenti grafici. La rappresentazione visiva dei dati consente infatti di osservare in modo immediato il comportamento della distribuzione empirica e di confrontarlo con quello previsto dalla Legge di Benford. In questo modo, il revisore può individuare rapidamente eventuali concentrazioni anomale, sovra-

rappresentazioni o sotto-rappresentazioni di specifiche cifre o combinazioni numeriche.

Uno degli strumenti più utilizzati è il **grafico a barre**, nel quale le frequenze osservate vengono confrontate con le frequenze teoriche attese. La presenza di barre sensibilmente più alte o più basse rispetto alla distribuzione teorica può segnalare una possibile anomalia, da approfondire attraverso indicatori statistici e successive verifiche sulle transazioni sottostanti.

Assieme al grafico a barre, può essere utile rappresentare la **curva teorica di Benford**, sovrapposta alla distribuzione osservata. Questa modalità consente di confrontare visivamente l'andamento empirico del dataset con il profilo logaritmico atteso. Se la distribuzione osservata segue in modo approssimativo la curva teorica, il dataset può apparire coerente con il comportamento previsto dalla legge; se invece alcune cifre o combinazioni si discostano in modo evidente, il revisore può identificare più facilmente le aree da sottoporre ad analisi successiva.

Un ulteriore strumento grafico particolarmente utile nell'analisi delle prime due cifre, è la **heatmap**. Essa consente di rappresentare gli scostamenti osservati rispetto alla distribuzione teorica attraverso una matrice, nella quale le diverse combinazioni numeriche vengono visualizzate in base all'intensità della deviazione.

Dal punto di vista operativo, la rappresentazione grafica facilita la comunicazione dei risultati, poiché rende più comprensibile e immediato il confronto tra dati

osservati e dati attesi anche a soggetti non direttamente coinvolti nell'elaborazione statistica, richiedendo uno sforzo cognitivo minore per l'interpretazione delle informazioni.

La funzione degli strumenti grafici è prevalentemente esplorativa, consentendo di formulare le prime ipotesi di approfondimento, ma richiedendo l'integrazione con misure quantitative, rappresentando il collegamento tra la costruzione delle frequenze e l'utilizzo degli indicatori statistici.⁸⁸ Una volta individuati visivamente gli scostamenti, il revisore può infatti ricorrere a strumenti statistici per misurare in modo più oggettivo la distanza tra distribuzione osservata e distribuzione teorica.

Si premette che il presente lavoro non ha l'obiettivo di approfondire dal punto di vista teorico-statistico gli strumenti utilizzati, ma di valutarne l'impiego operativo nell'ambito dell'audit per eccezioni. Per tale ragione, gli strumenti statistici sono richiamati nei soli aspetti funzionali all'interpretazione revisionale dei risultati.

4.2.3 Mean Absolute Deviation

Tra gli indicatori più utilizzati nell'analisi della conformità alla Legge di Benford rientra il **Mean Absolute Deviation**, indicato con l'acronimo **MAD**.⁸⁹ Tale misura consente di sintetizzare, in un unico valore numerico, la distanza media tra la

⁸⁸ NIROSH, K., *"The Application of Benford's Law in Fraud Detection: A Systematic Methodology"*, International Business Research: An International Peer-reviewed and Open Access Journal for Business Research, 2019

⁸⁹ BANKS, D. G., *"Get M.A.D. with the Numbers! Moving Benford's Law from Art to Science"*, Fraud Magazine, 2020

distribuzione osservata delle cifre e la distribuzione teorica prevista dalla Legge di Benford quantificando lo scostamento complessivo del dataset rispetto al modello atteso.

La formula generale del MAD può essere espressa nel seguente modo:

$$MAD = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k |p_i - b_i|$$

dove p_i rappresenta la frequenza osservata della classe numerica i , b_i rappresenta la frequenza teorica prevista dalla Legge di Benford, mentre k indica il numero delle classi considerate. Nel caso dell'analisi sulla prima cifra significativa, $k = 9$, poiché le classi corrispondono alle cifre da 1 a 9; nel caso dell'analisi sulle prime due cifre, invece, $k = 90$, poiché le combinazioni considerate vanno da 10 a 99.

Il vantaggio principale del MAD consiste nella sua immediatezza interpretativa: quanto più il valore del MAD è basso, tanto più la distribuzione osservata risulta vicina alla distribuzione teorica; al contrario, valori più elevati indicano una maggiore distanza rispetto al comportamento atteso. Risulta utile perché consente di confrontare dataset diversi, periodi differenti o sotto-popolazioni della stessa base dati, individuando quelle che presentano una maggiore divergenza rispetto alla Legge di Benford.

La letteratura propone soglie interpretative volte a classificare il grado di conformità dei dati alla distribuzione benfordiana.⁹⁰ In particolare, il MAD è stato utilizzato per distinguere tra diversi livelli di conformità, generalmente ricondotti a quattro categorie.⁹¹

Nel caso dell'analisi sulla prima cifra significativa, si propongono le soglie di riferimento più condivise in letteratura:

- valori compresi tra 0,000 e 0,006 indicano una conformità elevata;
- valori tra 0,006 e 0,012 indicano una conformità accettabile;
- valori tra 0,012 e 0,015 indicano una conformità marginalmente accettabile;
- valori superiori a 0,015 segnalano invece assenza di conformità.

Nel caso dell'analisi sulle prime due cifre significative, le soglie risultano più contenute poiché aumenta il numero di classi considerate. In questo caso le soglie saranno le seguenti:

- valori compresi tra 0,000 e 0,0012 indicano una conformità elevata;
- valori tra 0,0012 e 0,0018 indicano una conformità accettabile;
- valori tra 0,0018 e 0,0022 indicano una conformità marginalmente accettabile;

⁹⁰ Le soglie proposte vanno intese come criteri di riferimento e non come limiti assoluti. La loro interpretazione richiede cautela, poiché il grado di conformità può essere influenzato dalla numerosità del dataset, dalla natura della popolazione analizzata e dalle caratteristiche economico-contabili delle transazioni osservate. In questo lavoro si riportano quelle più condivise in letteratura.

⁹¹ NIGRINI, M. J., *“Benford’s Law: Applications for Forensic Accounting, Auditing, and Fraud Detection”*, Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2012

- valori superiori a 0,0022 segnalano assenza di conformità.

L'ampiezza degli intervalli riportati può essere adattata in base alle esigenze informative e delle finalità delle analisi che si vogliono svolgere, implicando maggiore/minore “tolleranza” e conseguente impatto sull'economicità dell'incarico. Infatti, degli intervalli più ampi, implicano minore possibilità di osservare scostamenti materiali, e dunque porteranno ad un minor carico lavorativo. Viceversa, delle soglie più basse e ristrette, renderanno non conformi anche popolazioni che presentano delle differenze dalla distribuzione teorica minima. Perciò tali soglie devono essere adattate al contesto e alla tipologia e alle caratteristiche del singolo conto.

Attraverso queste soglie il MAD non misura soltanto uno scostamento, ma è anche in grado di supportare una logica di prioritizzazione delle verifiche.

4.2.4 Test del chi-quadrato

Un ulteriore strumento utilizzato nell'analisi della conformità alla Legge di Benford è il **test del chi-quadrato**, impiegato per valutare lo scostamento complessivo tra la distribuzione osservata delle cifre e la distribuzione teorica attesa.⁹² A differenza del MAD, che misura la distanza media assoluta tra frequenze osservate e frequenze teoriche, il test del chi-quadrato si basa sul confronto tra i **conteggi osservati** e i **conteggi attesi**. Per ciascuna classe numerica i , il numero osservato O_i corrisponde

⁹² CERQUETI, R., LUPI, C., “*Severe testing of Benford's law*”, 2023

al numero di transazioni che presentano quella determinata cifra o combinazione di cifre. Il numero atteso E_i , invece, viene calcolato moltiplicando la frequenza teorica di Benford per la numerosità complessiva del dataset:

$$E_i = n \cdot b_i$$

dove n rappresenta il numero totale delle osservazioni considerate e b_i indica la probabilità teorica associata alla classe i secondo la Legge di Benford.

La statistica del chi-quadrato è quindi calcolata come:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

dove k rappresenta il numero di classi considerate. Il test misura quindi la distanza complessiva tra la distribuzione osservata e quella teorica, attribuendo maggiore peso agli scostamenti più ampi rispetto ai valori attesi.

4.2.5 Z-test e individuazione delle cifre anomale

Lo **Z-test** rappresenta uno strumento utile nell'analisi perché consente di valutare lo scostamento relativo a una specifica cifra o combinazione di cifre permettendo

di individuare **quali classi numeriche** contribuiscono maggiormente alla deviazione osservata.⁹³

Svolge una funzione più puntuale e non si limita a segnalare che la distribuzione complessiva si discosta da quella attesa, ma consente di osservare se la frequenza osservata di una determinata cifra si discosti in misura rilevante dalla frequenza teorica prevista da Benford.

Il segno dello Z-score consente di distinguere tra sovra-rappresentazione e sotto-rappresentazione della classe numerica rispetto alla frequenza teorica, mentre l'intensità dello scostamento può essere valutata considerando il valore assoluto dello Z-score.

Nel presente lavoro, tale indicatore viene utilizzato soprattutto per individuare e ordinare le cifre o combinazioni che contribuiscono maggiormente alla deviazione complessiva, senza attribuire alla sola soglia statistica un valore decisionale autonomo.

Il valore aggiunto dello Z-test risiede quindi nella sua capacità di rendere più selettiva l'analisi in una logica di **prioritizzazione**.⁹⁴ Le cifre o combinazioni con Z-score più elevato in valore assoluto possono essere considerate aree di attenzione

⁹³ STAMBAUGH, C. T., TIPGOS, M., CARPENTER, F. W., SMITH, L. M., "Using Benford Analysis to Detect Fraud", Internal Auditing, 2012, 24-49

⁹⁴ LE, L., MANTELAERS, E., "Benford's Law and Beyond: A framework for auditors", Maandblad voor Accountancy en Bedrijfseconomie, 2024

prioritaria, soprattutto se lo scostamento è accompagnato da altri elementi significativi.

4.3 Limiti metodologici e rischi interpretativi

Nonostante la Legge di Benford rappresenti uno strumento utile nell'ambito dell'audit per eccezioni, il suo impiego richiede un'applicazione attenta e consapevole, prendendo in considerazione i limiti che tale approccio presenta.

Un primo limite riguarda l'**idoneità del dataset**. Non tutte le popolazioni di dati seguono la distribuzione di Benford. Come emerso in precedenza, la legge tende a essere applicabile a specifiche tipologie di dati e, per questo motivo, l'analisi non deve essere applicata in modo meccanico all'intero bilancio o a qualunque popolazione di dati, ma deve essere preceduta da una valutazione della natura degli importi, della loro origine e delle eventuali regole che ne condizionano la formazione.

Un secondo limite riguarda il rischio di **falsi positivi**. L'analisi può segnalare come anomale popolazioni che, in realtà, non contengono errori o frodi, ma che semplicemente non rispettano le condizioni di applicabilità della Legge di Benford. Questo rischio è rilevante in ambito di revisione perché ogni segnalazione può generare attività di follow-up, richieste documentali e verifiche aggiuntive,

comportando l'estensione delle procedure di verifica non necessarie e costose (fenomeno noto in letteratura come "Cry Wolf events").⁹⁵

Accanto ai falsi positivi, occorre considerare anche il rischio di **falsi negativi**. La conformità alla distribuzione benfordiana non garantisce l'assenza di irregolarità. Alcune manipolazioni possono non alterare in modo significativo la distribuzione delle cifre, oppure possono riguardare aspetti che Benford non è in grado di intercettare, come errori di classificazione, omissioni, errata competenza economica, valutazioni contabili non corrette o carenze di completezza

Anche gli **strumenti grafici** presentano dei limiti. La valutazione grafica può essere influenzata dalla scala utilizzata, dalla numerosità del dataset, dal livello di aggregazione e dalla percezione visiva dell'utilizzatore. Per questo motivo, la visualizzazione deve essere sempre affiancata da indicatori quantitativi e da una valutazione professionale.

I limiti riguardano anche gli **indicatori statistici**. Il MAD, ad esempio, non indica quali cifre o combinazioni siano responsabili dello scostamento e non spiega le cause della deviazione. Inoltre, le soglie di conformità proposte in letteratura, pur essendo ampiamente utilizzate nella prassi e nella letteratura applicata, devono essere considerate come riferimenti operativi e non come criteri assoluti.

⁹⁵ BARNEY, B. B., SCHULZKE, K. S., "Moderating "Cry Wolf" events with excess MAD in Benford's Law research and practice", Journal of Forensic Accounting Research, 2016, A66-A90

La letteratura ha inoltre evidenziato che il MAD può essere influenzato dalla dimensione del campione. In particolare, a parità di distribuzione sottostante, il valore del MAD tende a ridursi al crescere della numerosità del dataset; di conseguenza, il confronto tra popolazioni di dimensione diversa può risultare non pienamente omogeneo. Per attenuare tale limite, alcuni contributi hanno proposto l'«excess MAD»⁹⁶, che misura la differenza tra il MAD osservato e il MAD atteso in funzione della numerosità campionaria, con l'obiettivo di distinguere lo scostamento effettivamente eccedente da quello che potrebbe emergere fisiologicamente per effetto della dimensione del dataset.⁹⁷

La stessa problematica si presenta anche nel **test del chi-quadrato** e nello **Z-test**: anche in questo caso la significatività statistica non coincide automaticamente con la rilevanza revisionale. Nello Z-test una cifra può risultare statisticamente sovra-rappresentata per ragioni legate a prezzi standardizzati, soglie operative, politiche commerciali o caratteristiche del processo aziendale.

Questa distinzione tra **significatività statistica** e **significatività revisionale** è centrale. Gli strumenti statistici possono indicare che una distribuzione è distante

⁹⁶ L'«excess MAD» è inteso come differenza tra il MAD osservato e il MAD atteso in funzione della numerosità del campione. In questo lavoro non viene utilizzato come indicatore operativo autonomo, poiché il confronto tra conto di riferimento e conto aziendale anonimizzato è svolto su popolazioni di pari numerosità, riducendo l'impatto di tale limite.

⁹⁷ DRUICĂ, E., OANCEA, B., VÂLSAN, C., “*Benford's Law and the limits of digit analysis*”, International Journal of Accounting Information Systems, 2018, 75-82

da Benford, ma non stabiliscono se tale distanza sia rilevante rispetto agli obiettivi dell'audit, alla materialità o al rischio di errore significativo.⁹⁸

Un ulteriore rischio è rappresentato dall'**over-reliance**, cioè dall'eccessiva fiducia nei risultati prodotti dagli strumenti informatici. La possibilità di applicare rapidamente la Legge di Benford attraverso software di audit può indurre a considerare i risultati come oggettivi e autosufficienti. Tuttavia, la rapidità e la precisione apparente dell'elaborazione non eliminano la necessità di verificare la qualità dei dati, la correttezza della procedura applicata e la coerenza dell'interpretazione.⁹⁹

Infine, occorre ricordare il livello di applicazione dell'analisi. L'uso di Benford a livello transazionale può essere utile per individuare specifiche classi di importi o combinazioni numeriche da approfondire. Al contrario, un'applicazione troppo aggregata, ad esempio sull'intero bilancio o su popolazioni molto eterogenee, può ridurre la capacità interpretativa dello strumento.

⁹⁸ CERQUETI, R., LUPI, C., "Severe testing of Benford's law", 2023

⁹⁹ DRUICĂ, E., OANCEA, B., VÂLSAN, C., "Benford's Law and the limits of digit analysis", International Journal of Accounting Information Systems, 2018, 75-82

CAPITOLO V

CASO STUDIO

5.1 Contesto dell'analisi e descrizione dei dataset

Il presente capitolo sviluppa un'applicazione della Legge di Benford all'interno del framework di audit analytics orientato all'individuazione e alla prioritizzazione delle eccezioni osservato nei capitoli precedenti. L'obiettivo dell'analisi non è dimostrare statisticamente la validità della Legge di Benford ma rappresentare un percorso attraverso cui una popolazione ampia di movimenti contabili può essere trasformata in un insieme più ristretto di elementi da approfondire.

L'analisi è quindi impostata in una prospettiva revisionale nella quale gli strumenti utilizzati non sono considerati come procedure autonome e conclusive, ma strumentali al giudizio professionale del revisore.

Il percorso seguito si sviluppa secondo una logica coerente con l'audit per eccezioni: in primo luogo, viene considerata una base dati di bilancio, utilizzata per individuare conti o aree potenzialmente rilevanti in base al valore contabile e alla variazione rispetto al periodo precedente. Successivamente, l'attenzione si concentra su una popolazione transazionale riferita a un singolo conto aziendale

anonimizzato selezionato come popolazione da sottoporre ad analisi di dettaglio. Questa impostazione risponde all'esigenza di evitare un'applicazione indistinta degli strumenti analitici all'intero bilancio, nel rispetto dell'economicità dell'incarico.

In questo caso il conto aziendale anonimizzato è rappresentato da un conto corrente bancario. Questa scelta assume rilievo perché il conto corrente è centrale nei processi aziendali: su di esso transitano pagamenti, incassi, oneri bancari, giroconti e altre movimentazioni che possono essere collegate alle procedure di spesa, alle autorizzazioni interne e ai controlli applicati dall'impresa.

Prima dell'osservazione degli scostamenti numerici, il revisore dovrebbe formulare aspettative sul comportamento atteso del conto. Con riferimento a un conto corrente, ci si attende normalmente la presenza di movimenti riconducibili alla gestione caratteristica dell'impresa, come pagamenti a fornitori, incassi da clienti, commissioni e oneri bancari, imposte, stipendi, giroconti o altre operazioni documentate e autorizzate. Tali movimenti dovrebbero risultare coerenti con le specificità dell'attività aziendale, con le procedure interne, con le deleghe operative e con gli eventuali limiti autorizzativi previsti.

Si premette che nel presente caso studio, non essendo disponibili tutte le informazioni interne relative a deleghe, beneficiari, soggetti autorizzatori e documentazione sottostante, le aspettative non potranno essere stabilite in modo puntuale, per cui si farà riferimento ad aspettative generiche del conto. La piena

conoscenza dell'attività del cliente e del suo dettaglio consente allo stesso modo di definire soglie di tollerabilità (in termini di materialità ma anche di valori MAD indicatori di allarme) coerenti con l'articolazione e la complessità della realtà aziendale, impattando sull'articolazione del lavoro del revisore e della sua profondità.

Ai fini dell'analisi sono state considerate due popolazioni principali. La prima è costituita dal dataset aziendale anonimizzato, riferito al conto selezionato come oggetto di approfondimento. La seconda è rappresentata da un dataset di confronto costruito secondo una logica coerente con la Legge di Benford, utilizzato esclusivamente come termine operativo di paragone. Il confronto tra le due popolazioni consente di rendere più comprensibile il funzionamento degli indicatori applicati e di evidenziare il diverso comportamento dei dati osservati.

Gli estratti dei dataset e degli script utilizzati sono riportati in appendice. In particolare:

- l'Allegato 1 - Prospetto di bilancio utilizzato nella selezione preliminare;
- l'Allegato 2 - Estratto del conto aziendale anonimizzato;
- l'Allegato 3 - Estratto del conto costruito secondo logica Benford;
- l'Allegato 4 - Transazioni dallo scostamento osservato-teorico maggiore in ordine cronologico;
- l'Allegato 5 - Transazioni con prime due cifre pari a 50;

- l'Allegato 6 - Estratto dello script Python per la selezione preliminare tramite DBSCAN;
- l'Allegato 7 - Estratto dello script Python per l'analisi Benford;
- l'Allegato 8 - Estratto dello script Python per la prioritizzazione tramite K-means.

5.1.1 Obiettivi dell'analisi empirica

L'obiettivo dell'analisi è mostrare come gli strumenti osservati possano supportare il revisore nel passaggio da una popolazione ampia di movimenti contabili a una selezione ordinata di transazioni meritevoli di approfondimento. L'analisi non ha finalità probatorie e non intende sostituire le procedure tradizionali di revisione, ma fornire un criterio per individuare segnali di attenzione da esaminare.

La Legge di Benford viene utilizzata come strumento di screening preliminare per individuare cifre o combinazioni di esse che si discostano dal comportamento atteso. Tuttavia, il risultato numerico non rappresenta il punto di arrivo dell'analisi.

Il passaggio centrale, come ampiamente esposto nei capitoli precedenti, consiste nel ricondurre tali scostamenti alle transazioni sottostanti attraverso il giudizio professionale, osservando importi, causali, date e ricorrenze, e valutando se tali elementi siano coerenti con le aspettative formulate sul conto corrente.

L'analisi mira quindi a costruire un percorso progressivo: selezionare il conto da approfondire, individuare le principali anomalie, estrarre i movimenti collegati, ordinarli e definire possibili follow-up.

Il fine ultimo è quindi esclusivamente revisionale: collegare le anomalie individuate alle domande che il revisore dovrebbe porsi sullo specifico conto analizzato.

5.1.2 Dataset aziendale anonimizzato

Il dataset aziendale utilizzato nell'analisi empirica è costituito da una popolazione di movimenti contabili riferiti a un singolo conto. La scelta di lavorare su un conto specifico risponde all'esigenza di analizzare una popolazione omogenea, così da rendere più chiara la lettura delle anomalie e più chiaro il collegamento tra scostamenti osservati e possibili domande di revisione.

Il conto selezionato è stato oggetto di anonimizzazione, al fine di preservare la riservatezza delle informazioni aziendali e impedire l'identificazione del soggetto cui i dati si riferiscono. I riferimenti identificativi del conto sono stati sostituiti con denominazioni generiche, le causali sono state riportate in categorie descrittive più ampie, le date sono state variate e gli importi sono stati leggermente modificati mantenendo la coerenza economica del conto.

Il dataset contiene le principali informazioni necessarie per ricondurre gli scostamenti numerici alle transazioni sottostanti: data di registrazione, descrizione del conto, causale, importo, segno contabile e importo assoluto. La distinzione tra

movimenti in Dare e in Avere viene mantenuta come informazione utile per l'interpretazione, poiché consente di distinguere la direzione del movimento e la sua possibile natura.

L'utilizzo di un dataset anonimizzato consente di avvicinare l'analisi a un contesto realistico, mantenendo al tempo stesso le cautele necessarie in termini di riservatezza. Tuttavia, l'anonimizzazione comporta anche un limite interpretativo: alcune informazioni rilevanti per una revisione completa, come beneficiario del pagamento, soggetto autorizzatore, livello di delega, riferimento documentale e collegamento con ordini o fatture, non sono disponibili nel modello. Per questo motivo, le anomalie individuate vengono interpretate come segnali di attenzione e non come conclusioni definitive.

5.1.3 Dataset di confronto costruito secondo logica Benford

Accanto al dataset aziendale anonimizzato è stata considerata una seconda popolazione, costruita a fini dimostrativi secondo una logica coerente con la Legge di Benford. Tale dataset non vuole simulare perfettamente il comportamento di un'impresa reale ma vuole offrire un termine di confronto utile a comprendere il comportamento degli indicatori osservati.

Per rendere più immediato il confronto, il dataset di riferimento è stato costruito mantenendo una numerosità analoga e una struttura informativa simile a quella del conto aziendale anonimizzato. Il confronto tra le due popolazioni non viene

utilizzato per stabilire quale conto sia corretto o scorretto, ma per evidenziare come cambiano gli output dell'analisi al variare del grado di aderenza alla distribuzione teorica.

Il focus dell'analisi empirica resta comunque il conto aziendale anonimizzato, poiché è su quest'ultimo che vengono individuate le transazioni da sottoporre a successiva analisi. Il dataset di confronto svolge quindi una funzione esclusivamente metodologica e di supporto alla lettura dei risultati.

5.2 Metodologia di analisi e strumenti utilizzati

L'analisi empirica è stata sviluppata attraverso una sequenza di strumenti coerente con il framework teorico delineato nei capitoli precedenti.

L'intero processo di elaborazione è stato implementato mediante script Python, utilizzati per l'applicazione degli algoritmi di clustering, il calcolo degli indicatori Benford, la generazione degli output tabellari e la produzione delle rappresentazioni grafiche.

Prima dell'applicazione delle procedure analitiche, i dataset sono stati sottoposti a una fase preliminare di pulizia e uniformazione, necessaria per renderli elaborabili tramite Python. Con riferimento al prospetto di bilancio, sono stati verificati i nomi delle colonne, convertiti gli importi in formato numerico e gestiti eventuali valori mancanti o non coerenti. Analogamente, per la scheda contabile sono stati trattati i

campi relativi a date, causali e importi in Dare e Avere, così da ottenere una base dati agevole da elaborare.

Inoltre, nei passaggi basati su algoritmi di clustering, le variabili sono state standardizzate prima dell'applicazione del modello, al fine di renderle comparabili nel calcolo delle distanze. In particolare, DBSCAN e K-means utilizzano misure di distanza e possono essere influenzati dalla diversa scala delle variabili.

La scelta di sviluppare un modello tramite Python non esclude l'utilità di strumenti più semplici, come i filtri o le tabelle pivot di Excel, che restano adeguati per interrogazioni puntuali e istantanee. Tuttavia, un semplice filtro su Excel non consente, da solo, di costruire un percorso integrato e ripetibile che colleghi selezione preliminare dei conti, calcolo di indicatori e produzione automatica degli output. Il valore aggiunto del modello consiste quindi nella tracciabilità delle regole applicate, nella replicabilità dell'analisi, nella riduzione della discrezionalità manuale e nella possibilità di trasformare molteplici segnali di attenzione in una graduatoria di follow-up.

Le principali variabili utilizzate nell'analisi possono essere ricondotte alle diverse fasi del framework applicato, come sintetizzato nella Tabella 5.1.

Tabella 5.1. Principali variabili utilizzate nell'analisi

Fase	Variabili principali	Funzione
Selezione preliminare	Valore; variazione	Filtro iniziale
Analisi Benford	Importo; cifre significative	Confronto O/T
Lettura anomalie	Data; causale; segno	Interpretazione
Clustering	Importo; periodo; causale	Raggruppamento
Scoring	Scostamento; importo; ricorrenza	Prioritizzazione

La tabella non esaurisce tutte le informazioni presenti nei dataset, ma riassume le variabili effettivamente rilevanti per il passaggio dalla selezione preliminare dei conti all'individuazione, al raggruppamento e alla prioritizzazione delle transazioni anomale.

5.2.1 Selezione preliminare delle aree rilevanti

La selezione preliminare delle aree rilevanti è finalizzata a individuare, all'interno del bilancio, i conti che presentano caratteristiche meritevoli di approfondimento. Tale fase risponde all'esigenza di evitare un'applicazione indiscriminata della Legge di Benford a popolazioni eccessivamente eterogenee.

A tal fine, viene utilizzato un algoritmo DBSCAN, applicato a due variabili principali: il valore assoluto del conto nell'anno corrente e la variazione assoluta rispetto all'anno precedente, in logica risk-based e di materialità.

DBSCAN è un algoritmo di clustering basato sulla densità. Esso consente di individuare gruppi di osservazioni vicine tra loro e, al tempo stesso, punti che si

collocano in aree meno dense della distribuzione.¹⁰⁰ Nel contesto dell'analisi preliminare, tale strumento viene utilizzato per distinguere i conti non significativi dai conti caratterizzati da valori, variazioni o comportamenti potenzialmente rilevanti.

5.2.2 Applicazione della Legge di Benford

Dopo la selezione preliminare della popolazione rilevante, la Legge di Benford viene applicata ai movimenti del singolo conto selezionato.

L'analisi viene svolta su due livelli. Il primo riguarda la distribuzione della prima cifra significativa, con riferimento alle cifre comprese tra 1 e 9. Il secondo riguarda la distribuzione delle prime due cifre significative, con riferimento alle combinazioni comprese tra 10 e 99. Come esposto in precedenza, la prima analisi offre una lettura generale del grado di conformità alla distribuzione teorica, mentre la seconda consente di individuare concentrazioni più specifiche.

Per ciascuna cifra o combinazione vengono calcolati i conteggi osservati, le frequenze osservate, le frequenze teoriche previste dalla Legge di Benford e gli scostamenti tra osservato e teorico. Le classi numeriche maggiormente divergenti vengono poi utilizzate per individuare le transazioni sottostanti, che costituiscono la base per la successiva analisi di dettaglio.

¹⁰⁰ Il tema verrà approfondito nel capitolo 5.3

La medesima procedura viene applicata sia al conto aziendale anonimizzato sia al conto di confronto costruito secondo logica Benford.

5.2.3 Indicatori statistici e output dell'analisi

L'applicazione della Legge di Benford è stata accompagnata dal calcolo di indicatori statistici e dalla produzione di output grafici e tabellari finalizzati a supportare l'interpretazione dei risultati, coerentemente con l'impostazione teorica delineata. Si propone di seguito una sintesi degli indicatori sviluppati e delle loro funzioni principali:

- il MAD è stato utilizzato come misura sintetica della distanza media tra frequenze osservate e frequenze attese;
- il test del chi-quadrato è stato impiegato come indicatore complessivo dello scostamento tra distribuzione empirica e distribuzione teorica;
- lo Z-test, invece, è stato utilizzato per individuare le cifre o combinazioni numeriche che contribuiscono maggiormente alla deviazione osservata.

Alcuni output hanno finalità descrittiva, altri supportano il confronto tra le popolazioni analizzate, mentre altri ancora costituiscono l'input per la successiva fase di clustering e prioritizzazione. Di seguito si propone una sintesi dei principali output prodotti dall'analisi e la funzione svolta da ciascuno di essi nel framework.

Tabella 5.2. Principali output generati dall'analisi Benford

Output	Funzione
Sintesi Benford	Confronto popolazioni
Grafici osservato-teorico	Lettura visiva
Heatmap	Scostamenti due cifre
Ranking anomalie	Selezione priorità
Transazioni estratte	Input clustering
Tabelle di confronto	Sintesi risultati

Per la rappresentazione degli scostamenti sulle prime due cifre è stata utilizzata una heatmap con scala cromatica simmetrica centrata sullo zero. Nel presente lavoro, la scala è stata limitata all'intervallo compreso tra -0,020 e +0,020. Tale scelta consente di distinguere in modo immediato le combinazioni sovra-rappresentate da quelle sotto-rappresentate rispetto alla distribuzione teorica e, al tempo stesso, rende confrontabili le heatmap prodotte. L'utilizzo di una scala comune evita inoltre che eventuali valori estremi isolati comprimano la visualizzazione degli scostamenti meno marcati.

La metodologia adottata consente quindi di trasformare i dati contabili in un percorso strutturato di selezione delle eccezioni: dal confronto tra distribuzione osservata e distribuzione teorica, all'individuazione delle combinazioni anomale, fino all'estrazione delle transazioni da sottoporre alla successiva fase di clustering e scoring.

5.3 Selezione preliminare delle popolazioni rilevanti tramite DBSCAN

La prima fase operativa dell'analisi empirica è stata finalizzata all'individuazione di una popolazione contabile rilevante da sottoporre alla successiva applicazione della Legge di Benford.

L'analisi svolge quindi una funzione di filtro iniziale, orientando il revisore verso conti che, per dimensione o variazione, presentano un potenziale interesse ai fini dell'attività di audit analytics.

Per ciascun conto sono state calcolate tre grandezze principali: la variazione tra i due esercizi, il valore assoluto del conto nell'anno corrente e il valore assoluto della variazione.

DBSCAN, acronimo di *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*, è un algoritmo di clustering non supervisionato¹⁰¹ basato sul concetto di densità. A differenza di metodi supervisionati, esso non richiede di specificare a priori il numero di cluster da individuare. L'algoritmo identifica invece aree dello spazio dei dati caratterizzate da una maggiore concentrazione di osservazioni e distingue tali aree dai punti isolati o meno coerenti con la distribuzione complessiva, che possono essere classificati come rumore o outlier.

L'obiettivo non è infatti suddividere i conti in un numero prestabilito di gruppi, ma individuare conti che si collocano in posizioni atipiche rispetto alla popolazione

¹⁰¹ La distinzione tra algoritmo "supervisionato" e "non supervisionato" è stata affrontata all'interno del cap. 2.4 p. 39-40, cui si rimanda per una piena comprensione del modello.

complessiva, considerando contemporaneamente valore assoluto e variazione. DBSCAN consente quindi di distinguere tra conti appartenenti a zone dense, cioè con comportamento simile ad altri conti, e conti più isolati, che possono rappresentare aree da sottoporre a ulteriore valutazione.

Il funzionamento dell'algoritmo dipende principalmente da due parametri, "min_samples" ed "eps".

La scelta di eps è particolarmente rilevante. Un valore troppo basso potrebbe classificare come outlier un numero eccessivo di conti, rendendo l'analisi poco selettiva e generando un eccesso di segnalazioni. Al contrario, un valore troppo elevato potrebbe aggregare osservazioni molto diverse tra loro, riducendo la capacità dell'algoritmo di individuare conti realmente atipici.

L'output dell'algoritmo consente di classificare i conti in diverse categorie operative:

- vengono individuati i conti non significativi, ossia quelli che non presentano valori o variazioni superiori alla materialità definita;
- vengono distinti i conti significativi per valore, i conti significativi per variazione e i conti significativi per entrambe le dimensioni;
- i conti che l'algoritmo colloca fuori dalle aree dense della distribuzione vengono classificati come outlier, aiutando ad organizzare le informazioni di bilancio e a trasformarle in un primo insieme di aree da approfondire.

La rappresentazione grafica dei risultati consente di visualizzare ciascun conto nello spazio definito dal valore normalizzato dell'anno corrente e dalla variazione normalizzata rispetto all'anno precedente. I conti più rilevanti o anomali risultano così individuabili sia attraverso la posizione nel grafico sia attraverso la categoria assegnata dall'algoritmo.

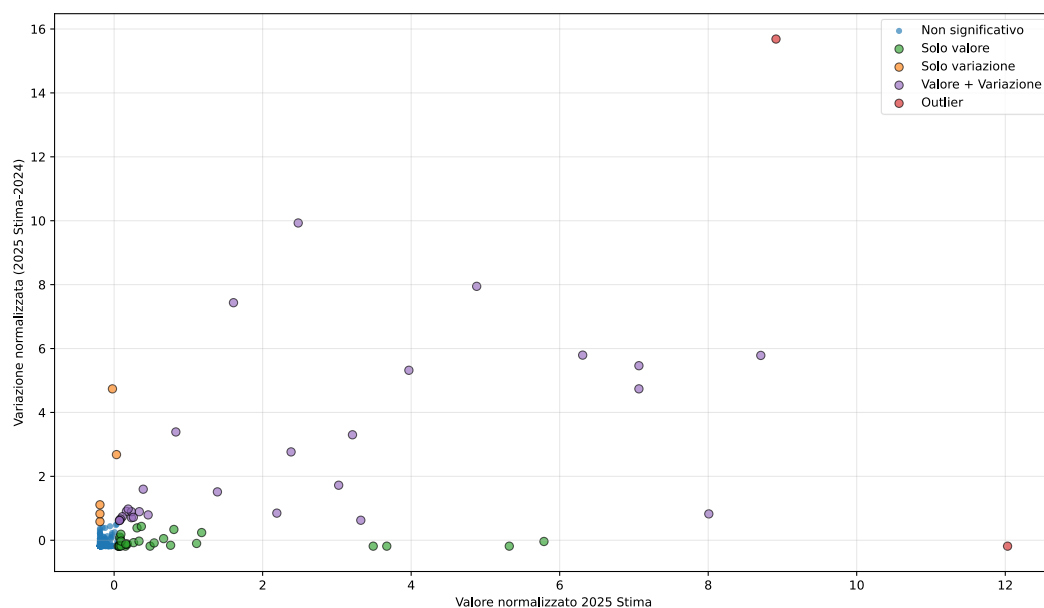


Figura 5.1. Distribuzione conti: valore normalizzato e variazione normalizzata

A seguito di tale procedura, è stato selezionato un conto aziendale da sottoporre alla successiva analisi Benford. La selezione è stata effettuata considerando congiuntamente la rilevanza quantitativa del conto e il comportamento osservato nella rappresentazione DBSCAN. In particolare, è stato privilegiato un conto caratterizzato da un numero sufficiente di movimenti, dalla presenza di importi

numerici effettivamente analizzabili e da una struttura transazionale coerente con gli obiettivi dell'analisi empirica.

5.4 Risultati dell'analisi Benford

Dopo la selezione preliminare della popolazione rilevante, l'analisi è stata condotta applicando la Legge di Benford ai movimenti contabili riferiti a un singolo conto. La procedura è stata applicata separatamente a due popolazioni: il conto costruito secondo logica Benford e il conto aziendale anonimizzato, oggetto principale dell'analisi empirica.

Per entrambe le popolazioni è stata adottata la medesima metodologia, articolata nell'analisi della prima cifra significativa e delle prime due cifre significative. I risultati vengono presentati in un primo momento separatamente, al fine di osservare il comportamento di ciascuna popolazione, e successivamente, in forma comparativa, così da evidenziare le differenze nel grado di conformità alla distribuzione teorica.

5.4.1 Risultati sul conto costruito secondo logica Benford

La prima applicazione riguarda il conto costruito secondo logica Benford.

L'analisi è stata condotta su **2.212 movimenti**. Il risultato della prima cifra evidenzia un **MAD pari a 0,003370**, classificabile come **close conformity** secondo le soglie operative evidenziate in letteratura. La distribuzione osservata risulta

quindi complessivamente molto vicina a quella teorica, pur presentando alcune deviazioni fisiologiche.

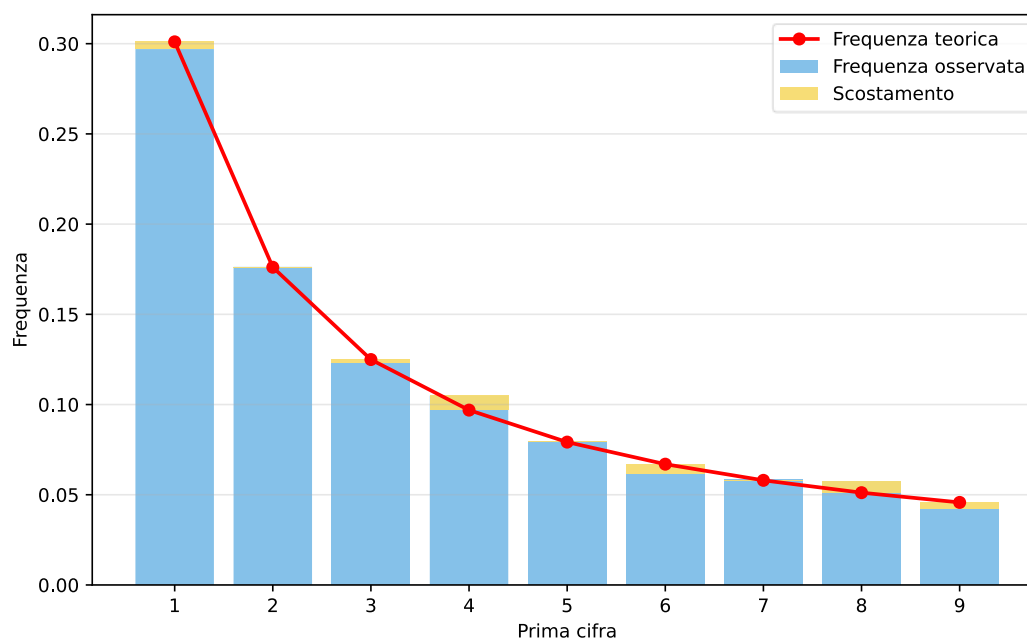


Figura 5.2. Confronto osservato-teorico della prima cifra nel conto costruito secondo logica Benford

Il test del chi-quadrato restituisce un valore pari a 4,9956. Tale valore conferma una distanza complessiva contenuta tra la distribuzione osservata e quella teorica, da interpretare congiuntamente al MAD e agli scostamenti per singola cifra.

L'analisi sulle prime due cifre è stata svolta su **1.838 transazioni**. La differenza rispetto ai 2.212 movimenti analizzati nella prima cifra dipende dal fatto che l'analisi delle prime due cifre richiede importi con almeno due cifre significative nella parte intera; per questo motivo, gli importi inferiori a 10 vengono esclusi da tale specifica analisi.

Il **MAD sulle prime due cifre è pari a 0,001353**, classificabile come **acceptable conformity**. Anche in questo caso, gli scostamenti osservati risultano presenti, ma complessivamente contenuti rispetto alla distribuzione teorica.

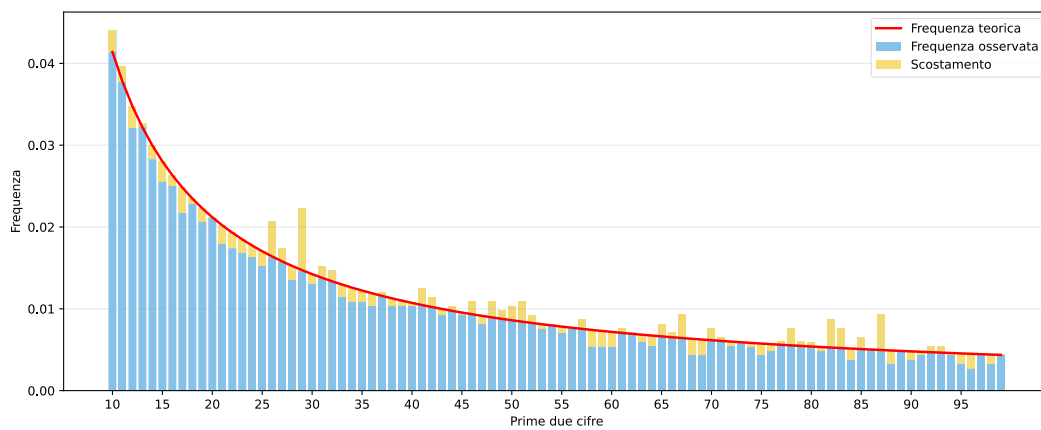


Figura 5.3. Confronto osservato-teorico delle prime due cifre nel conto costruito secondo logica Benford

Le cifre che presentano i maggiori scostamenti nella prima cifra sono 4, 6 e 8. Per le prime due cifre, le combinazioni con maggiore differenza assoluta sono 10, 12, 15, 17, 26, 29, 51, 67, 82 e 87.

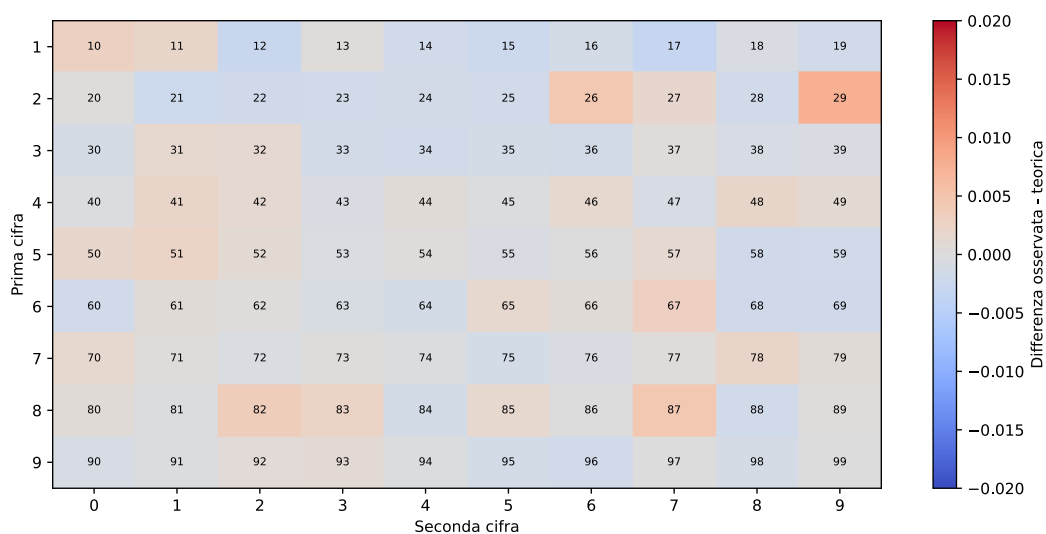


Figura 5.4. Heatmap degli scostamenti sulle prime due cifre nel conto costruito secondo logica Benford

Si propone di seguito un riepilogo dei risultati ottenuti.

Tabella 5.3. Sintesi dei risultati Benford sul conto costruito secondo logica Benford

Indicatore	Valore
Movimenti analizzati	2.212
Movimenti analisi prime due cifre	1.838
MAD prima cifra	0,003370
Classificazione MAD prima cifra	Close conformity
MAD prime due cifre	0,001353
Top anomalie prima cifra	4, 6, 8
Top anomalie prime due cifre	10, 12, 15, 17, 26, 29, 51, 67, 82, 87

Nel complesso, i risultati confermano la funzione del conto costruito secondo logica Benford come termine di confronto operativo: la popolazione presenta scostamenti fisiologici, ma mantiene una distanza media contenuta rispetto alla distribuzione teorica.

5.4.2 Risultati sul conto aziendale anonimizzato

La seconda applicazione riguarda il conto aziendale anonimizzato, selezionato come popolazione principale dell'analisi empirica.

L'analisi è stata condotta su **2.212 movimenti**¹⁰². Il risultato della prima cifra evidenzia un **MAD pari a 0,021474**, classificabile come **non conformity** secondo le soglie operative evidenziate in letteratura. Il valore ottenuto indica una distanza media dalla distribuzione teorica superiore alla soglia di non conformità, segnalando quindi uno scostamento rilevante rispetto al comportamento atteso.

¹⁰² Ai fini dell'analisi, la registrazione relativa all'apertura contabile è stata esclusa dal dataset, in quanto non rappresenta una movimentazione gestionale ordinaria, ma una registrazione tecnica di apertura. Tale esclusione consente di applicare la procedura alle sole transazioni operative del conto.

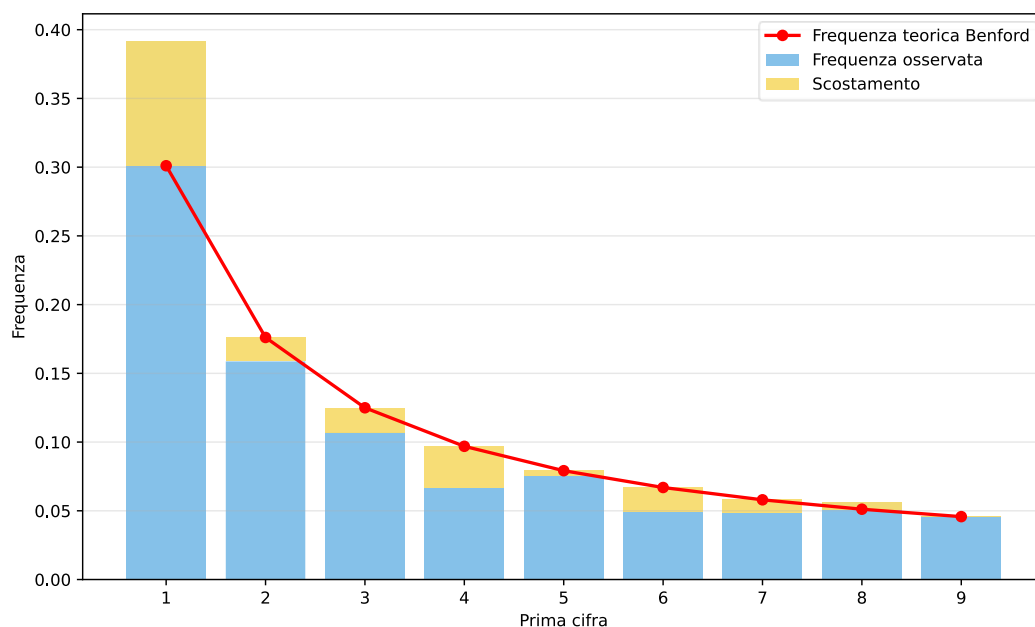


Figura 5.5. Confronto osservato-teorico della prima cifra nel conto aziendale anonimizzato

Il test del chi-quadrato sulla prima cifra restituisce un valore pari a **106,8039**. Tale risultato segnala una divergenza complessiva rilevante rispetto alla distribuzione teorica di Benford, da interpretare come indicatore statistico di attenzione.

Come per il conto di confronto, l'analisi sulle prime due cifre è stata condotta sulle sole transazioni con importi aventi almeno due cifre significative nella parte intera, per una numerosità pari a 1.838 osservazioni. Il **MAD sulle prime due cifre è pari a 0,003194**, classificandosi come non conformity.

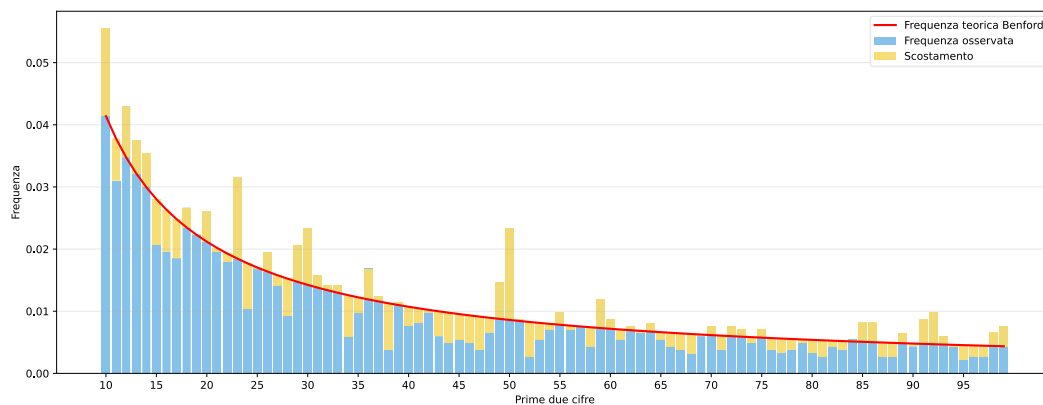


Figura 5.6. Confronto osservato-teorico delle prime due cifre nel conto aziendale anonimizzato

Le principali deviazioni della prima cifra riguardano le cifre **1, 3 e 4**. La cifra 1 risulta fortemente sovra-rappresentata rispetto alla frequenza teorica, mentre le cifre 4 e 3 risultano sotto-rappresentate. In particolare, la cifra 1 presenta una frequenza osservata pari a circa **39,20%**, contro una frequenza teorica Benford pari a circa **30,10%**.

Per le prime due cifre, le combinazioni più anomale per differenza assoluta sono **10, 11, 12, 15, 16, 23, 24, 30, 38, 50**. Tali combinazioni rappresentano le aree numeriche che contribuiscono maggiormente allo scostamento osservato e costituiscono la base per l'estrazione delle transazioni sottostanti.

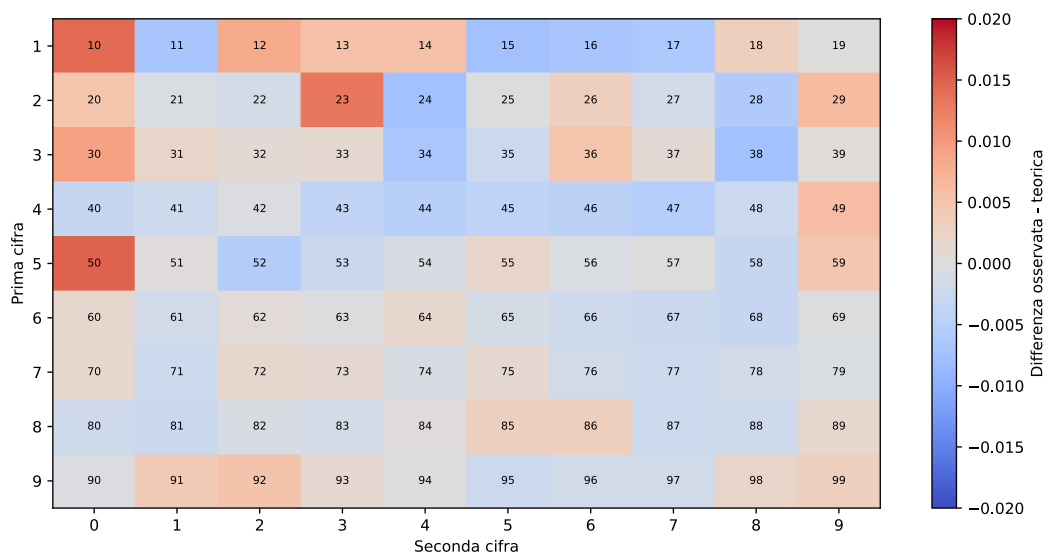


Figura 5.7. Heatmap degli scostamenti sulle prime due cifre nel conto aziendale anonimizzato

La heatmap consente di individuare visivamente le combinazioni di prime due cifre che presentano gli scostamenti più marcati rispetto alla distribuzione teorica. Tali combinazioni assumono un ruolo operativo nella fase successiva, poiché vengono utilizzate come criterio per estrarre le transazioni sottostanti e costruire il sottoinsieme di movimenti da sottoporre a clustering. Di seguito il riepilogo dei risultati ottenuti.

Tabella 5.4. Sintesi dei risultati Benford sul conto aziendale anonimizzato

Indicatore	Valore
Movimenti analizzati	2.212
Movimenti analisi prime due cifre	1.838
MAD prima cifra	0,021474
Classificazione MAD prima cifra	Non conformity
MAD prime due cifre	0,003194
Top anomalie prima cifra	1, 3, 4
Top anomalie prime due cifre	10, 11, 12, 15, 16, 23, 24, 30, 38, 50

Il conto aziendale anonimizzato presenta quindi uno scostamento più marcato rispetto alla distribuzione teorica, soprattutto nell'analisi della prima cifra. Tale evidenza segnala una popolazione da analizzare osservando il dettaglio delle transazioni. Queste sono riportate nell'Allegato 4 in ordine cronologico, impostazione che consente di osservare la successione temporale dei movimenti e l'eventuale concentrazione di operazioni in determinati periodi. Queste potrebbero essere ulteriormente filtrate per combinazione numerica o riordinate per importo crescente/decrecente, al fine di individuare valori ricorrenti, importi tondi, fasce numeriche specifiche o movimenti prossimi a soglie operative e autorizzative.

In particolare, gli scostamenti osservati possono essere letti come segue:

- **Sovra-rappresentazione della prima cifra 1**

La maggiore presenza di importi che iniziano con la cifra 1 può essere coerente con movimenti di ammontare contenuto o ricorrente, come commissioni bancarie, oneri collegati ai pagamenti, spese operative ripetute

o altre movimentazioni fisiologiche del conto corrente. Ciò può assumere rilievo revisionale qualora gli importi risultino ripetuti nel tempo o associati a causali generiche. In tali circostanze, il revisore potrebbe interrogarsi sulla natura delle operazioni, sulla documentazione disponibile e sull'eventuale presenza di pagamenti frazionati.

- **Combinazioni 10, 11, 12, 15 e 16**

L'estensione alle prime due cifre consente di rendere più dettagliata la lettura della sovra-rappresentazione della cifra 1. Il revisore può isolare gli importi che rientrano in queste fasce e verificare se lo scostamento dipenda da movimenti fisiologici, come commissioni, canoni, rate e importi contrattuali ricorrenti, oppure da concentrazioni che richiedono ulteriori approfondimenti. La ricorrenza di valori simili, soprattutto se associata a descrizioni poco informative, può ridurre la trasparenza del movimento e rendere necessario un controllo sulla documentazione giustificativa e sull'autorizzazione della spesa.

- **Combinazione 50**

La combinazione 50 può assumere particolare interesse nell'analisi di un conto corrente, poiché può comprendere importi tondi o prossimi a soglie operative, ad esempio valori nella fascia dei 500, 5.000 o 50.000 euro. La presenza di importi tondi non è di per sé anomala, poiché può derivare da condizioni contrattuali, pagamenti standardizzati o operazioni ordinarie.

Tuttavia, se tali importi risultano ricorrenti, concentrati su specifiche causali o prossimi a limiti autorizzativi, il revisore potrebbe valutare il rispetto delle deleghe interne e l'eventuale rischio di aggiramento delle soglie di approvazione.

- **Combinazioni 24, 30 e 38**

Queste combinazioni possono essere lette come possibili indicatori di fasce di importo ricorrenti o standardizzate, potenzialmente collegate a rate, prezzi di acquisto o vendita, incassi periodici, forniture ricorrenti o altre condizioni economiche tipiche dell'attività aziendale. Anche in questo caso, la rilevanza revisionale non deriva dalla combinazione numerica in sé, ma dal confronto con le aspettative del revisore. Se tali importi sono coerenti con il modello economico del cliente, lo scostamento può avere una spiegazione fisiologica; se invece risultano associati a causali generiche, soggetti ricorrenti, periodi sensibili o carenza di documentazione, essi possono orientare le verifiche successive.

- **Sotto-rappresentazione delle cifre 3 e 4**

La sotto-rappresentazione delle cifre 3 e 4 non deve essere interpretata autonomamente come segnale di irregolarità. Essa indica piuttosto che alcune fasce di importo risultano meno frequenti rispetto a quanto previsto dalla distribuzione teorica. Tale fenomeno può dipendere dalla presenza di importi standardizzati, da politiche di pagamento o da specifiche

caratteristiche del business. Anche in questo caso, il valore dell'analisi consiste nel mettere in evidenza fasce numeriche da osservare, non nel formulare una conclusione automatica.

- **Lettura temporale delle anomalie**

Poiché le transazioni dell'Allegato 4 sono riportate in ordine cronologico, il revisore può osservare anche l'eventuale concentrazione temporale dei movimenti anomali. Operazioni ricorrenti in prossimità della fine del mese, del trimestre o dell'esercizio possono assumere rilievo ai fini della competenza, della riconciliazione bancaria e del rispetto delle procedure interne.

Tali osservazioni sono il risultato delle aspettative che il professionista si crea ottenendo conoscenza dell'attività del cliente e che quindi possono essere coerenti o meno con la distribuzione che si osserva. Le differenze vanno comunque indagate.

5.4.3 Confronto tra conto di riferimento e conto aziendale anonimizzato

Il confronto tra le due popolazioni consente di evidenziare il diverso grado di conformità alla Legge di Benford. Il conto costruito secondo logica Benford presenta un **MAD della prima cifra pari a 0,003370**, classificabile come **close conformity**. Il conto aziendale anonimizzato presenta invece un **MAD pari a 0,021474**, classificabile come **non conformity**.

La differenza tra i due valori mostra che il conto aziendale anonimizzato si discosta in misura più marcata dalla distribuzione teorica.

Anche l'analisi sulle prime due cifre conferma la medesima direzione interpretativa.

Il conto costruito secondo logica Benford presenta un **MAD pari a 0,001353**, mentre il conto aziendale anonimizzato presenta un **MAD pari a 0,003194**.

Pertanto, anche a un livello di dettaglio maggiore, il conto aziendale mostra una distanza più elevata rispetto alla distribuzione attesa.

Si propone di seguito una tabella di riepilogo e confronto dei risultati ottenuti.

Tabella 5.5. Confronto tra conto di riferimento e conto aziendale anonimizzato

Indicatore	Conto Benford	Conto anonimizzato
Movimenti analizzati	2.212	2.212
Movimenti prime due cifre	1.838	1.838
MAD prima cifra	0,003370	0,021474
Classificazione MAD prima cifra	Close conformity	Non conformity
MAD prime due cifre	0,001353	0,003194

Il confronto conferma quindi la funzione del conto costruito secondo logica Benford come termine di riferimento metodologico. A parità di numerosità, il conto di confronto mostra una distribuzione più vicina a quella teorica, mentre il conto aziendale anonimizzato presenta scostamenti più marcati. Questo risultato giustifica il passaggio alla fase successiva del framework, nella quale le anomalie individuate nel conto aziendale vengono ricondotte alle transazioni sottostanti e successivamente prioritizzate mediante clustering.

Si ricorda che il risultato di conformità non esclude e allo stesso modo non implica necessariamente la presenza di errori, che siano essi intenzionali o meno.

5.5 Analisi delle anomalie e prioritizzazione tramite clustering K-means

Dopo l'applicazione della Legge di Benford, l'analisi è stata ulteriormente sviluppata con l'obiettivo di trasformare gli scostamenti statistici in una base operativa utilizzabile dal revisore. La sola individuazione di cifre o combinazioni anomale, infatti, non è sufficiente per definire un percorso di follow-up: è necessario collegare tali anomalie alle transazioni sottostanti, organizzarle e stabilire un ordine di priorità.

In questa fase, l'attenzione è stata concentrata sul conto aziendale anonimizzato, poiché esso presenta scostamenti più marcati rispetto al conto costruito secondo logica Benford. Le anomalie individuate nella distribuzione della prima cifra e delle prime due cifre sono state quindi utilizzate come criterio per estrarre le transazioni associate alle classi numeriche maggiormente divergenti.

In coerenza con la logica dell'audit per eccezioni, il processo consente di passare da una popolazione transazionale ampia a un sottoinsieme di movimenti caratterizzati da segnali di attenzione più elevati.

A partire da tale sottoinsieme, è stato applicato un algoritmo K-means, con finalità di raggruppamento e prioritizzazione.

5.5.1 Estrazione delle transazioni anomale

La prima fase consiste nell'estrazione delle transazioni collegate agli scostamenti più rilevanti emersi dall'analisi Benford, che consente di individuare le cifre e le combinazioni numeriche che contribuiscono maggiormente a tale divergenza.

L'estrazione delle transazioni è stata effettuata selezionando i movimenti che presentano cifre o combinazioni rientranti tra quelle maggiormente anomale. In questo modo, l'output Benford viene trasformato da risultato aggregato a elenco operativo di movimenti contabili.

Nel caso analizzato, la procedura ha prodotto un insieme di **1.371 transazioni anomale** da sottoporre alla successiva fase di clustering. È importante osservare che la numerosità delle transazioni selezionate può risultare elevata. Ciò dipende dal fatto che alcune anomalie, soprattutto a livello di prima cifra, possono riguardare classi numeriche molto frequenti. Per questo motivo, si rende necessario un ulteriore livello di organizzazione e prioritizzazione, così da evitare che il revisore si trovi di fronte a una lista troppo ampia e non ordinata di movimenti da approfondire.

5.5.2 Raggruppamento delle transazioni selezionate

Le transazioni selezionate dall'analisi Benford sono state successivamente sottoposte a clustering mediante algoritmo K-means. Tale algoritmo consente di suddividere le osservazioni in gruppi, o cluster, in modo che le transazioni

appartenenti allo stesso gruppo risultino più simili tra loro rispetto a quelle appartenenti ad altri gruppi.

Nel presente lavoro, la similarità tra transazioni è stata valutata considerando variabili semplici e interpretabili, coerenti con la finalità revisionale dell'analisi.

Le principali variabili utilizzate sono sintetizzate nella Tabella 5.6.

Tabella 5.6. Variabili utilizzate per il clustering K-means

Categoria	Variabile	Funzione
Rilevanza economica	Importo / log-importo	Dimensione del movimento
Collocazione temporale	Mese / trimestre	Concentrazione periodica
Lettura contabile	Segno Dare / Avere	Direzione del movimento
Natura del movimento	Causale	Similarità descrittiva
Intensità Benford	Z-score / differenza O/T	Scostamento da Benford
Ricorrenza	Frequenza dell'importo	Importi ripetuti

Un aspetto metodologico rilevante riguarda la scelta del numero di cluster. K-means richiede infatti, per ciascuna esecuzione dell'algoritmo, l'indicazione di un numero di gruppi da generare. Ciò non significa che il numero finale di cluster sia stato assunto arbitrariamente: sono state invece confrontate diverse soluzioni alternative, corrispondenti a differenti valori di k .

La qualità delle diverse soluzioni ottenute è stata quindi valutata mediante silhouette score. Tale indicatore misura, in termini sintetici, quanto ciascuna osservazione sia coerente con il cluster a cui è stata assegnata rispetto agli altri cluster disponibili, confrontando la distanza media dell'osservazione dalle altre

osservazioni del proprio cluster con la distanza media rispetto al cluster alternativo più vicino.

Nel caso analizzato il valore più elevato del silhouette score è stato ottenuto con $k = 4$, pari a 0,3144.

La scelta di mantenere un numero contenuto di cluster risponde inoltre a un'esigenza pratica. Un numero eccessivo di gruppi avrebbe prodotto una frammentazione difficilmente utilizzabile in sede di follow-up; al contrario, quattro cluster consentono di mantenere una rappresentazione sintetica e comprensibile della popolazione selezionata.

5.5.3 Scoring di priorità e transazioni da sottoporre a follow-up

Una volta raggruppate le transazioni selezionate mediante K-means, è stato costruito uno score di priorità finalizzato a ordinare i cluster in funzione della loro rilevanza operativa per il revisore. Tale punteggio non rappresenta una misura di frode o di errore, ma uno strumento di supporto alla selezione delle aree da approfondire.

Lo score è stato costruito combinando più dimensioni informative, riconducibili sia alla rilevanza statistica dell'anomalia sia alla rilevanza economica e operativa delle transazioni. In particolare, sono stati considerati l'intensità dello scostamento Benford, la differenza tra frequenze osservate e teoriche, l'importo totale del cluster, l'importo medio, la presenza di causali generiche, la dimensione del cluster

e la ricorrenza degli importi. Ciascuna componente è stata normalizzata su scala compresa tra 0 e 1, così da renderla confrontabile con le altre e combinabile in un unico indice ponderato.

La Tabella 5.7 descrive la struttura dello score, indicando per ciascuna componente il peso attribuito e la relativa interpretazione. Tale impostazione consente di rendere espliciti i criteri con cui viene costruita la priorità, evitando che l'ordinamento dei cluster derivi da una valutazione implicita o non documentata.

Tabella 5.7. Componenti dello score di priorità

Componente	Peso	Interpretazione
Intensità Benford	20%	Priorità ai cluster collegati a Z-score più elevati
Differenza Benford	15%	Priorità agli scostamenti osservato-teorico più ampi
Importo totale	20%	Priorità ai cluster con maggiore impatto economico
Importo medio	15%	Priorità ai cluster con importi medi più rilevanti
Causali generiche	10%	Priorità ai cluster con descrizioni meno informative
Dimensione cluster	10%	Priorità ai gruppi più circoscritti
Ricorrenza importi	10%	Priorità ai cluster con importi ripetuti

La formula dello score può essere espressa sinteticamente nel seguente modo:

$$\begin{aligned}
 \text{Score} = & 0,20 \cdot Z_{\text{Benford}} + 0,15 \cdot \text{Diff}_{\text{Benford}} + 0,20 \cdot \text{Importo}_{\text{totale}} + 0,15 \\
 & \cdot \text{Importo}_{\text{medio}} + 0,10 \cdot \text{Causali}_{\text{generiche}} + 0,10 \cdot \text{Cluster}_{\text{piccolo}} \\
 & + 0,10 \cdot \text{Ricorrenza}_{\text{importi}}
 \end{aligned}$$

dove ciascuna componente è stata preventivamente normalizzata su scala compresa tra 0 e 1. In questo modo, anche lo score finale assume valori compresi tra 0 e 1:

valori più elevati indicano una maggiore priorità di analisi, mentre valori più bassi indicano cluster meno urgenti in termini di follow-up.

Dopo aver definito la struttura dello score, è possibile osservare il modo in cui le diverse componenti incidono concretamente sui cluster individuati. La Figura 5.8 rappresenta questo passaggio: essa mostra non solo il punteggio complessivo attribuito a ciascun cluster, ma anche la composizione dello score, evidenziando quali dimensioni contribuiscono maggiormente alla priorità finale.

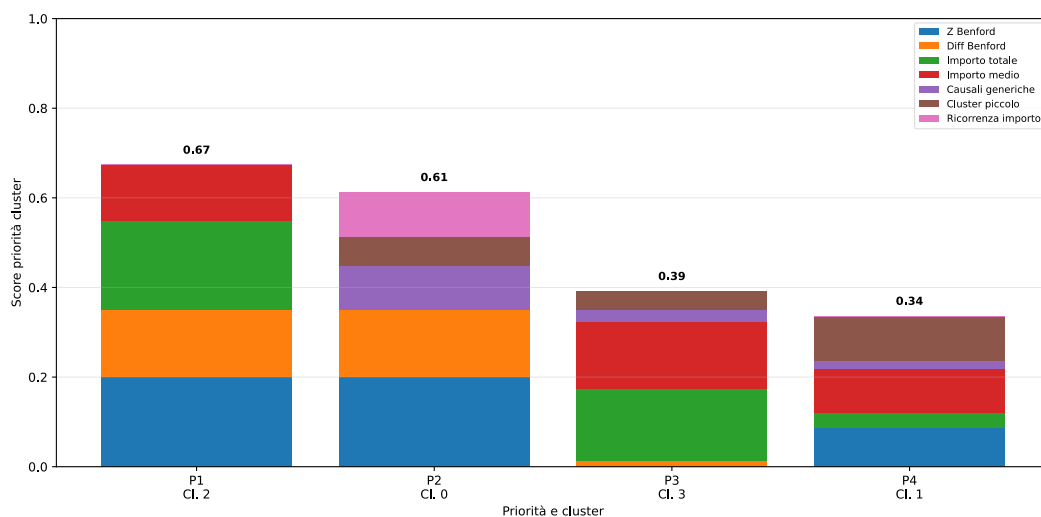


Figura 5.8. Score di priorità dei cluster e composizione dello score

La figura consente quindi di interpretare lo score come risultato della combinazione di più fattori. Alcuni cluster assumono una priorità maggiore perché concentrano scostamenti Benford più intensi, importi economicamente rilevanti o caratteristiche operative più sensibili. Altri cluster, pur derivando dalla stessa fase di selezione

delle anomalie, presentano uno score inferiore perché tali componenti incidono in misura più contenuta.

Lo scoring introduce quindi un ulteriore livello di selezione, trasformando un elenco ampio di transazioni anomale in una graduatoria più gestibile e documentabile.

Sulla base dello score ottenuto, i cluster sono stati ordinati secondo priorità decrescente, come riportato nella Tabella 5.8. Tale ordinamento rappresenta il passaggio dalla rappresentazione grafica dello score alla costruzione di una lista operativa di follow-up. La tabella sintetizza quindi, per ciascun cluster, la numerosità delle transazioni, l'importo complessivo, l'importo medio e il punteggio finale attribuito.

Tabella 5.8. Sintesi dei cluster ordinati per priorità¹⁰³

Priorità	Cluster	N. trans.	Totale	Medio	Score
1	2	576	10.347.058,81	17.963,64	0,6735
2	0	291	359,97	1,24	0,6125
3	3	384	8.379.252,78	21.820,97	0,3917
4	1	120	1.726.227,59	14.385,23	0,3362

Il cluster con priorità più elevata rappresenta il primo insieme di transazioni da considerare in un'eventuale attività di approfondimento. Ciò non implica automaticamente la presenza di errori o irregolarità, ma segnala che tale gruppo

¹⁰³ Si noti che “Totale” indica la somma degli importi delle transazioni del cluster, mentre “Medio” indica l'importo medio. Le causali prevalenti sono consultabili nell'output operativo completo e non sono riportate nella tabella per preservarne la leggibilità.

concentra una combinazione più intensa dei fattori considerati nello score. Gli altri cluster mantengono comunque rilevanza informativa, ma vengono collocati in una posizione successiva nell'ordine di analisi.

Una volta definita la priorità dei cluster, l'ultimo passaggio consiste nel ricondurre l'analisi al livello della singola transazione. A tal fine, le transazioni appartenenti ai cluster con priorità più elevata vengono ordinate secondo criteri operativi, come l'importo e l'intensità degli indicatori di anomalia. La Tabella 5.9 riporta un esempio di movimenti che, secondo il framework applicato, potrebbero essere selezionati per un eventuale follow-up documentale.

Tabella 5.9. Esempio di transazioni da sottoporre a follow-up¹⁰⁴

Priorità	Cluster	Data	Importo
1	2	07/12/2025	148.066,77
2	2	24/11/2025	119.217,44
3	2	15/03/2025	110.780,05

La funzione della tabella è quindi esemplificativa: essa mostra come il framework consenta di passare da indicatori statistici aggregati a movimenti contabili specifici. La selezione non costituisce una valutazione conclusiva sulla correttezza delle transazioni, ma fornisce al revisore una base ordinata da cui avviare eventuali verifiche successive. In questo modo, la fase di clustering e scoring completa il

¹⁰⁴ Le transazioni riportate presentano causale "Movimento bancario generico", consultabile nell'output operativo completo. La causale non è riportata nella tabella per preservarne la leggibilità.

percorso dell'audit per eccezioni, trasformando l'anomalia statistica in un output operativo, documentabile e coerente con le esigenze della revisione data-driven.

Di conseguenza, il framework esposto non serve solo a individuare possibili anomalie di bilancio, ma anche a orientare l'attenzione del revisore verso eventuali criticità procedurali o carenze del sistema di controllo interno.

5.6 Interpretazione dei risultati in ottica di revisione

L'interpretazione dei risultati deve essere ricondotta alla logica revisionale dell'intero lavoro. La non conformità del conto aziendale anonimizzato alla distribuzione di Benford non costituisce una prova di errore o frode, ma rappresenta un segnale di attenzione. Il valore dell'analisi risiede quindi nella capacità di trasformare tale segnale in quesiti di revisione, procedure di follow-up e possibili valutazioni sul sistema di controllo interno.

5.6.1 Aspettative del revisore e lettura delle anomalie

Sulla base delle aspettative formulate nella fase iniziale di analisi, viene contestualizzata l'interpretazione dei risultati, che non si limita alla mera osservazione degli scostamenti

Nel caso di un conto corrente, i movimenti attesi, le procedure di incasso e pagamento, le deleghe e gli eventuali limiti autorizzativi, vanno osservati assieme alle concentrazioni di importi, alla ricorrenza di valori simili, alla presenza di causali generiche e alla presenza di movimenti prossimi a date o soglie specifiche.

È questo passaggio che rende il professionista più consapevole e che porta alla definizione di ulteriori domande sui processi interni del cliente.

Come esposto in precedenza, la sovra-rappresentazione di alcune cifre o combinazioni può avere spiegazioni fisiologiche, tuttavia, per distinguere queste ultime dalle anomalie meritevoli di approfondimento, il revisore deve ricondurre i risultati delle analisi appena effettuate alle transazioni sottostanti e svolgere, in un secondo momento, procedure mirate.

5.6.2 Caso esemplificativo di utilizzo da parte del revisore: analisi di una combinazione di cifre

Per agevolare la comprensione dell'analisi che il revisore è chiamato a svolgere, si propone un caso esemplificativo riferito a una combinazione di cifre osservate nelle analisi precedenti.

Il revisore, nell'osservare gli strumenti visivi, tra cui la heatmap (riportata nella Figura 5.7) seleziona le combinazioni di cifre dagli scostamenti più elevati e ne osserva la composizione. Nel presente esempio viene approfondita la combinazione 50, che è tra le combinazioni dallo scostamento maggiore rispetto alla distribuzione teorica.

Questa classe di cifre risulta rilevante perché può comprendere importi prossimi a soglie operative, come quelli collocati nelle fasce dei 500, 5.000 o 50.000 euro. In

questa fase il revisore non formula le conclusioni su tali operazioni, ma va a filtrare l'intera analisi su una combinazione alla volta per osservare i movimenti sottostanti. Filtrando le transazioni per le prime due cifre "50", si ottiene un insieme di **43 movimenti**. Di seguito si riporta un estratto contenente le transazioni di questa combinazione, evidenziandone la data, la causale e l'importo con il relativo segno.

Tabella 5.10. Estratto delle transazioni con prime due cifre pari a 50

Data	Causale	Importo
15/12/2025	Movimento bancario generico	50.990,90 D
16/12/2025	Incasso commerciale	50.790,58 D
16/05/2025	Pagamento fornitore	50.596,07 A
06/07/2025	Giroconto interno	50.524,35 A
05/12/2025	Incasso commerciale	5.010,56 D
06/12/2025	Movimento bancario generico	5.082,49 A
07/04/2025	Pagamento fornitore	5.000,00 A
08/04/2025	Pagamento fornitore	5.000,00 A
09/04/2025	Pagamento fornitore	5.000,00 A
10/04/2025	Pagamento fornitore	5.000,00 A
28/10/2025	Incasso commerciale	5.080,30 D
11/01/2026	Incasso commerciale	5.045,84 D
11/01/2026	Incasso commerciale	5.020,12 D
05/05/2025	Oneri bancari	5.072,12 A
21/10/2025	Movimento bancario generico	500,44 A

Legenda: D = Dare; A = Avere.

In grassetto sono evidenziate le transazioni meritevoli di approfondimento.

L'osservazione dell'intero sottoinsieme filtrato consente al revisore di svolgere una prima classificazione dei movimenti, evitando di trattare in modo indistinto tutte le transazioni associate alla combinazione 50. Nel complesso, i 43 movimenti, che vengono riportati per intero nell'Allegato 5, risultano così distribuiti:

- **14 movimenti bancari generici**, caratterizzati da una causale meno informativa e quindi potenzialmente meritevoli di approfondimento documentale;
- **13 incassi commerciali**, che possono essere letti come operazioni potenzialmente coerenti con il ciclo attivo, salvo verifica rispetto alla documentazione sottostante e delle modalità d'incasso della società;
- **13 pagamenti a fornitore**, rilevanti ai fini della verifica del ciclo passivo e del conseguente processo autorizzativo, delle deleghe interne e dei limiti di spesa;
- **2 giroconti interni**, da riconciliare con i conti di contropartita;
- **1 movimento per oneri bancari**, potenzialmente fisiologico se coerente con le condizioni applicate dall'istituto di credito.

Tra queste osservazioni, risulta rilevante soffermarsi sui pagamenti verso fornitori, tra i quali risaltano quattro movimenti di pari importo, pari ad € 5.000,00 ciascuno, registrati in giorni immediatamente successivi.

Data una situazione come quella appena esposta, il professionista è tenuto ad indagare sulle transazioni evidenziate, verificando se siano pagamenti coerenti con

l'attività o se siano un tentativo di aggirare dei limiti di spesa prestabiliti. Dunque, in un primo momento, si deve indagare sull'esistenza e sulla veridicità della causa generatrice delle fuoriuscite di risorse, ottenendo informazioni circa limiti interni nell'utilizzo del conto corrente in questione.

Assumendo un'autonomia in capo al tesoriere per movimenti pari a 5.000,00 euro per singolo pagamento, questi quattro movimenti presentano dei segnali di attenzione: contengono la stessa causale, lo stesso importo, sono registrati in giorni consecutivi e, considerati singolarmente, sono inferiori alla soglia autorizzativa prevista. Essi assumono rilievo nel momento in cui vengono contestualizzati ed osservati in modo congiunto, arrivando ad un ammontare di 20.000,00 euro, suggerendo la necessità di verificare se siano riconducibili allo stesso beneficiario, allo stesso rapporto contrattuale o alla stessa fornitura.

Il supporto documentale necessario deriva dalle fatture, ordini di acquisto e eventuale collegamento tra le disposizioni di pagamento. Qualora risultassero riferiti ad un unico beneficiario, il revisore dovrebbe valutare la possibilità che la spesa sia stata frazionata per rimanere al di sotto della soglia autorizzativa prevista.

In questa circostanza, il revisore potrebbe anche indagare sulla presenza di maggiori oneri e commissioni derivanti da pagamenti effettuati in maniera frazionata, nonostante la possibilità di regolare l'operazione mediante un'unica disposizione.

Questa circostanza non costituisce in modo autonomo una prova di frode, ma un indicatore di possibile elusione del sistema di controllo interno, poiché il sistema

autorizzativo risulterebbe rispettato nella forma per singola disposizione, ma non nella sostanza.

È in questo modo che Benford permette di selezionare le aree di attenzione e di trasformare uno scostamento in una verifica concreta, permettendo di analizzare pattern che altrimenti, attraverso le analisi tradizionali, potrebbero non essere osservati.

Un'ulteriore casistica a cui bisogna prestare attenzione riguarda gli incassi commerciali che si collocano in prossimità della chiusura dell'esercizio o nel periodo immediatamente successivo (dicembre e gennaio). In questi casi, l'attenzione si sposta sulla corretta competenza temporale dell'incasso, la riconciliazione con l'estratto conto e la fattura da cui l'incasso deriva.

Il fatto che alcuni movimenti siano registrati a fine esercizio non è anomalo, poiché la concentrazione in prossimità della chiusura può dipendere dalle normali scadenze commerciali, dalle condizioni di pagamento concesse o da dinamiche fisiologiche del ciclo attivo. Tuttavia, qualora tali movimenti risultassero numerosi o concentrati in prossimità della chiusura, potrebbe essere opportuno svolgere verifiche sulla competenza temporale.

Queste modalità di leggere i risultati confermano che una combinazione numerica può generare domande differenti a seconda della natura della causale osservata, potendo osservare problematiche a livello di autorizzazioni e soglie di spesa ma anche a livello di competenza economica.

Le domande emerse dall'analisi devono quindi essere tradotte in procedure di follow-up, così da verificare se gli scostamenti osservati abbiano una spiegazione fisiologica o se siano indicativi di errori, carenze procedurali o possibili debolezze del sistema di controllo interno.

5.6.3 Follow-up operativo e collegamento con il sistema di controllo interno

Il caso esemplificativo appena esposto consente di evidenziare il passaggio successivo dell'analisi, cioè la traduzione delle anomalie prioritarie in procedure di follow-up. Le verifiche non dovrebbero essere impostate in modo generico, ma collegate al rischio che ciascuna anomalia può rappresentare. A titolo esemplificativo, un movimento di importo elevato richiederà attenzione alla documentazione giustificativa, alla competenza e alla classificazione contabile; un insieme di movimenti ripetuti e di importo ridotto richiederà invece una valutazione della ricorrenza, dell'eventuale collegamento tra le operazioni e del rispetto delle procedure autorizzative.

Le principali domande operative possono essere ricondotte a due prospettive:

- la prima riguarda bilancio e contabilità: il movimento è correttamente documentato, registrato nel conto appropriato, rilevato nel periodo corretto e riconciliato con l'estratto conto bancario?

- la seconda riguarda procedure e responsabilità: la spesa è stata autorizzata dal soggetto competente, rientra nei limiti previsti, rispetta la segregazione delle funzioni e risulta coerente con le politiche aziendali?

Qualora il follow-up evidenzi errori isolati, il revisore potrà valutarne l'effetto sul bilancio e l'eventuale necessità di estendere le procedure di verifica. Qualora invece emergano anomalie ricorrenti, autorizzazioni mancanti, causali sistematicamente generiche, pagamenti frazionati o controlli non applicati, il tema non riguarda più soltanto la singola registrazione contabile, ma può assumere rilevanza ai fini della valutazione del sistema di controllo interno.

In tale prospettiva, il collegamento con gli ISA Italia 260 e 265 diventa rilevante. L'analisi data-driven può infatti contribuire a individuare aspetti da comunicare ai responsabili delle attività di governance o alla direzione, qualora le anomalie siano indicative di carenze significative o comunque di debolezze nei controlli interni.

Il revisore non interviene direttamente nella gestione operativa dell'impresa né nella modifica delle procedure aziendali. Il suo ruolo consiste nel documentare le verifiche svolte, valutare gli elementi emersi e comunicare le eventuali carenze riscontrate ai soggetti competenti. In questo modo, l'analisi Benford e la successiva prioritizzazione delle anomalie non sostituiscono il giudizio professionale, ma lo supportano nella selezione delle transazioni da approfondire e nel collegamento tra anomalie numeriche, procedure aziendali e sistema di controllo interno.

5.6.4 Limiti dell'analisi empirica

L'analisi presenta alcuni limiti che devono essere esplicitati per evitare interpretazioni eccessive dei risultati.

In primo luogo, il modello non consente di accertare l'esistenza di errori, frodi o irregolarità, ma individua soltanto segnali di attenzione. La classificazione di non conformità alla Legge di Benford deve quindi essere intesa come punto di partenza per ulteriori verifiche e non come conclusione probatoria. Ciò riguarda le soglie che si selezionano in fase preliminare, a partire dalla materialità per arrivare alle soglie di MAD che si utilizzano.

Un ulteriore limite riguarda l'assenza, nel modello, di alcune informazioni che sarebbero rilevanti in una revisione completa, come il beneficiario del pagamento, il soggetto autorizzatore, il livello di delega, il riferimento documentale, l'eventuale ordine di acquisto e il collegamento con la procedura aziendale. La disponibilità di tali variabili renderebbe il modello più efficace nel distinguere anomalie meramente numeriche da anomalie effettivamente rilevanti sul piano del controllo interno.

Infine, la Legge di Benford e il clustering devono essere interpretati come strumenti di supporto al giudizio professionale. Essi migliorano la capacità di selezionare e ordinare le transazioni da analizzare, ma non sostituiscono le procedure di revisione tradizionali, la verifica documentale, la comprensione del business e la valutazione professionale del revisore.

CONCLUSIONI

Dopo aver analizzato l'evoluzione del ruolo del revisore, dell'attività che esso svolge e degli strumenti di cui esso dispone per migliorarne efficienza e qualità, il presente elaborato si è soffermato sulla comprensione delle modalità con cui questi strumenti raggiungono i loro obiettivi, con particolare riferimento all'individuazione delle anomalie contabili e di possibili segnali di frode, passando da popolazioni ampie di dati a sottoinsiemi circoscritti di operazioni da approfondire.

Sulla base delle analisi svolte, il lavoro dimostra che questi strumenti possono effettivamente migliorare la qualità dell'attività di revisione, ma solo nel momento in cui vengono inseriti all'interno di un quadro metodologico coerente guidato dal professionista. Infatti, è stato osservato che una maggiore disponibilità di dati non corrisponde in modo automatico ad una migliore attività di revisione. Si può affermare che il vero valore degli strumenti individuati emerga in due momenti: quando il revisore è in grado di comprendere quale strumento meglio si presta alle analisi che necessita di effettuare per raggiungere gli obiettivi del suo incarico e, successivamente, quando il revisore riesce a definire in modo coerente i criteri di

analisi e riesce ad interpretare gli output in base al contesto aziendale e agli obiettivi dell'incarico.

Risulta evidente come il ruolo del revisore sia centrale in tutte le fasi del processo: dalla selezione dello strumento alla sua applicazione, fino alla lettura dei risultati.

Il principale risultato della ricerca consiste nell'aver ricondotto la Legge di Benford a una funzione di supporto; l'analisi benfordiana non è utilizzata per dimostrare che una popolazione contabile sia errata o fraudolenta, ma viene utilizzata per individuare aree che si discostano da un comportamento teorico atteso e che, per questa ragione, sono meritevoli di maggiore attenzione.

Il caso studio ha confermato tale impostazione: l'applicazione sul conto corrente aziendale ha evidenziato degli scostamenti di intensità varia, i quali non sono stati segnalati immediatamente come "red flags". Questi sono stati utilizzati come punto di partenza e interpretati, cercando di dare una spiegazione concreta al perché sia presente quello scostamento osservandone le operazioni sottostanti, conferendo valore revisionale all'analisi svolta. Per evitare il sovraccarico di anomalie, risulta rilevante anche il processo di prioritizzazione, all'interno del quale il revisore mantiene un ruolo principale, decidendo in base a quali variabili una transazione risulta più rilevante delle altre.

Il lavoro, così impostato, ha evidenziato che l'utilità dello strumento dipende sia dalla capacità di passare dall'anomalia aggregata alla singola operazione sia dalla capacità del professionista di porsi i giusti quesiti sui risultati delle analisi effettuate.

Fermarsi all'osservazione dello scostamento infatti, non è sufficiente: occorre comprendere la logica alla base della popolazione selezionata (conto corrente) e comprendere quali movimenti ci si aspetta da questa, avvalendosi anche della conoscenza del business del cliente, definendo dunque quali movimenti la compongono, quali sono ricorrenti, quali causali sono più frequenti, quali importi ricorrono più spesso, in quali periodi si concentrano le operazioni e se questi elementi siano coerenti con le aspettative definite preliminarmente. L'analisi richiede quindi una piena comprensione dei processi aziendali del cliente, in modo tale che il revisore possa distinguere scostamenti fisiologici da segnali meritevoli di attenzione.

Un ulteriore risultato riguarda il collegamento tra anomalie numeriche e il sistema di controllo interno. Infatti, le transazioni individuate non hanno un impatto esclusivamente a livello contabile e di bilancio, ma hanno rilievo anche dal punto di vista del funzionamento dei processi interni, come possono essere quelli autorizzativi, di rispetto delle deleghe, di tracciabilità e registrazione delle operazioni. L'analisi quindi permette di far emergere aree in cui il revisore dovrebbe valutare l'efficacia dei controlli interni, valutando la necessità di comunicare le carenze ai soggetti competenti.

Si sottolinea inoltre che tale metodologia di lavoro può essere applicata anche ad altre tipologie di conti e aree di bilancio, seppur non in modo meccanico: si parla ad esempio dei conti riferiti al ciclo attivo, che permettono di analizzare la coerenza

degli incassi, la competenza dei ricavi o anche la recuperabilità dei crediti, oppure dei conti riferiti al ciclo passivo, i quali potrebbero far emergere pagamenti duplicati, causali generiche, importi ricorrenti o operazioni prossime a date di chiusura o a soglie di approvazione. Quindi l'approccio risulta replicabile su altre aree di bilancio, ma ciò richiede l'adattamento preliminare delle aspettative formulate alla base.

Come esposto, l'analisi presenta dei limiti metodologici: come primo, e legato alla sua replicabilità su altri conti, la Legge di Benford non può essere applicata a qualunque dataset, il quale deve presentare delle caratteristiche specifiche. Allo stesso modo, una distribuzione che si discosta da quella teorica, non garantisce la presenza di errori, così come una distribuzione che sia allineata a quella teorica non ne garantisce l'assenza. Inoltre, si ricorda che nel caso studio esposto, l'anonimizzazione (resa necessaria per ragioni di riservatezza) ha impedito di disporre di informazioni complete per una revisione puntuale, le quali avrebbero potuto trasformare i segnali individuati in valutazioni complete.

In conclusione, la ricerca mostra che questi strumenti, e in particolare la Legge di Benford, possono contribuire a rendere la revisione più efficiente, purché non vengano utilizzati come automatismi decisionali ma come strumenti di supporto in grado di orientare il revisore e rafforzare il collegamento tra le analisi quantitative e il giudizio professionale.

BIBLIOGRAFIA

- (IFAC), I. F. (2020). *IAASB Strategy for 2020-2023*.
- AICPA. (2015). *Audit Analytics and Continuous Audit: Looking Toward the Future*.
- ALLES, M., BRENNAN, G., KOGAN, A., & VASARHELYI, M. A. (2006). Continuous monitoring of business process controls: A pilot implementation of a continuous auditing system at Siemens. *International Journal of Accounting Information Systems*, 137-161.
- APPELBAUM, D., & NEHMER, R. A. (2017). Using drones in internal and external audits: an exploratory framework. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 99-113.
- APPELBAUM, D., KOGAN, A., & VASARHELYI, M. A. (2017). Big data and analytics in the modern audit engagement: Research needs. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 1-27.
- AUSTIN, A. A., CARPENTER, T. D., CHRIST, M. H., & NIELSON, C. S. (2024). The data analytics journey: interactions among auditors, managers, regulation, and technology. *Contemporary Accounting Research*, 27-43.
- BAKARICH, K. M., & O'BRIEN, P. E. (2021). The robots are coming...but aren't here yet: the use of artificial intelligence technologies in the public accounting profession. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 27-43.
- BANKS, D. G. (2020). Get M.A.D. with the Numbers! Moving Benford's Law from Art to Science. *Fraud Magazine*.

- BAO, Y., KE, B., LI, B., YU, Y. J., & ZHANG, J. (2020). Detecting accounting fraud in publicly traded US firms using a machine learning approach. *Journal of Accounting Research*, 199-235.
- BARNEY, B. B. (2016). Moderating “Cry Wolf” events with excess MAD in Benford’s Law research and practice. *Journal of Forensic Accounting Research*, A66-A90.
- BARNEY, B. B. (2016). Moderating “Cry Wolf” events with excess MAD in Benford’s Law research and practice. *Journal of Forensic Accounting Research*, A66-A90.
- BENFORD, F. (1938). The Law of Anomalous Numbers. *Proceedings of the American Philosophical Society*, (pp. 551-572).
- BROWN-LIBURD, H., & VASARHELYI, M. A. (n.d.). Big data and audit evidence.
- BROWN-LIBURD, H., ISSA, H., & LOMBARDI, D. (2015). Behavioral Implications of Big Data’s Impact on Audit Judgement and Decision Making and Future Research Directions. *Accounting Horizons*, 451-468.
- CAO, M., CHYCHYLA, R., & STEWART, T. (2015). Big data analytics in financial statement audits. *Account Horizons*, 423-429.
- CERQUETI, R. L. (2023). Severe testing of Benford’s law.
- CHRIST, M. H., EMETT, S. A., SUMMERS, S. L., & WOOD, D. A. (2021). Prepare for takeoff: improving asset measurement and audit quality with drone-enabled inventory audit procedures. *Review of Accounting Studies*, 1-21.
- CIRIANI, V., & al., e. (2009). Keep a few Outsourcing data while maintaining confidentiality. *Proceedings of European Symposium on Research in Computer Security*, (pp. 440-455).

- CODERRE, D. (2015). Gauge your analytics: by addressing people, processes, and technology, internal audit can ensure a successful data analytics initiative. *Internal Auditor*, 41-46.
- COOPER, L. A., HOLDERNESS, J., K., D., SORENSEN, T., & WOOD, D. A. (2019). Robotic process automation in public accounting. *Accounting Horizons*, 15-35.
- DAGILIENE, L., & KLOVIENE, L. (2019). Motivation to use big data and big data analytics in external auditing. *Managerial Auditing Journal*, 750-782.
- DEWAYNE, L. S., & WOODROOF, J. (n.d.). Continuous auditing: Leveraging technology. *The CPA Journal*, 412-439.
- DRUICĂ, E. O. (2018). Benford's Law and the limits of digit analysis. *International Journal of Accounting Information Systems*, 75-82.
- DUAN, H. K., VASARHELYI, M. A., & CODESSO, M. (2024). Integrating Process Mining and Machine Learning for Advanced Internal Control Evaluation in Auditing. *Journal of Information Systems*, 1-21.
- FOTOH, L. E. (2025). Digital inventory audits: an alternative approach to physical observation in audit evidence gathering. *Journal of Accounting Literature*, 211-248.
- GAGAN, K. S. (2020). Beneish M-score and Altman Z-score as a catalyst for corporate fraud detection. *Journal of Investment Compliance*.
- GREGORIUS, R. A. (2014). Continuous auditing: Developing automated audit systems for fraud and error detections. *Journal of Economics, Business and Accountancy*, 127-144.
- GROOMER, M., & MURTHY, U. (n.d.). Continuous auditing of database applications: An embedded audit module approach. *Journal of Information Systems*, 53-69.

- HUANG, F., NO, W. G., VASARHELYI, M. A., & YAN, Z. (2022). Audit data analytics, machine learning, and full population testing. *The Journal of Finance and Data Science*, 138-144.
- IBM. (2012). *The Four V's of Big Data*.
- JOENSSEN, D. W. (2013). Two digit testing for Benford's law. *World Statistics Congress*, (pp. 25-30).
- KOZA, J. R., BENNETT, F. H., ANDRE, D., & KEANE, M. A. (1996). Automated design of both the topology and sizing of analog electrical circuits using genetic programming. *Artificial intelligence in design*, 151-170.
- LE, L. M. (2024). Benford's Law and Beyond: A framework for auditors. *Maandblad voor Accountancy en Bedrijfseconomie*.
- LEE, T., & AZHAM, M. A. (2008). The evolution of auditing: An analysis of the historical development. *Journal of Modern Accounting and Auditing*, 1-8.
- LI, H., DAI, J., GERSHBERG, T., & VASARHELYI, M. A. (2018). Understanding usage and value of audit analytics for internal auditors: An organizational approach. *International Journal of Accounting Information Systems*, 59-76.
- LI, P., CHAN, D. Y., & KOGAN, A. (2016). Exception Prioritization in the Continuous Auditing Environment: A Framework and Experimental Evaluation. *Journal of Information Systems*, 135-157.
- LIEW, A., BOXALL, P., & SETIAWAN, D. (2022). The Transformation to Data Analytics in Big-four Financial Audit: What, Why and How?
- LIU, M., WU, K., & XU, J. J. (2019). How will blockchain technology impact auditing and accounting permissionless versus permissioned blockchain. *Current Issues in auditing*, A19-A20.
- MENEZES, A., OORSCHOT, P., & VANSTONE, S. (1996). *Handbook of Applied Cryptography*. CRC Press.

- MOTRO, A. (1989). Integrity = validity + completeness. *ACM Transactions on Database Systems*, 480-502.
- MUGWIRA, T., & al., e. (2025). Emerging technologies maturity in external audits: insights from auditors. *Journal of Accounting Literature*, 1-30.
- MUNTER, P. (n.d.). Will technology defeat your auditor? *The Journal of Corporate Accounting & Finance*, 17-22.
- NEARON, B. (n.d.). Foundations in Auditing and Digital Evidence. *The CPA Journal*, 32-34.
- NIGRINI, M. J. (2000). Digital Analysis Using Benford's Law tests & statistics for auditors. *Global Audit Publications*.
- NIGRINI, M. J. (2012). Benford's Law: Applications for Forensic Accounting, Auditing, and Fraud Detection. *Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.*
- NIROSH, K. (2019). The Application of Benford's Law in Fraud Detection: A Systematic Methodology. *International Business Research: An International Peer-reviewed and Open Access Journal for Business Research*.
- NO, W. G., LEE, K., HUANG, F., & LI, Q. (2019). Multidimensional Audit Data Selection (MADS): A Framework for Using Data Analytics in the Audit Data Selection Process. *Accounting Horizons*, 127-140.
- NONNEMACHER, J., & GOMEZ, J. M. (2021). Unsupervised anomaly detection for internal auditing: Literature review and research agenda. *International Journal of Digital Accounting Research*.
- OWOLABI, S. A., JAYEOBA, O. O., & AJIBADE, A. (2016). Evolution and development of auditing. *Unique Journal of Business Management Research*, 32-40.

- PATHAK, J., CHAOUCH, B., & SRIRAM, R. (2005). Minimizing cost of continuous audit: Counting and time dependent strategies. *Journal of Accounting and Public Policy*, 61-75.
- PEROLS, J. L., & MURTHY, U. S. (2012). Information Fusion in Continuous Assurance. *Journal of Information Systems*, 35-52.
- PEROLS, J., & MURTHY, U. (2012). Information fusion in continuous auditing. *Journal of Information Systems*, 35-52.
- PORTER, B., SIMON, J., & HATHERLY, D. (2005). *Principles of external auditing*. John Wiley & Sons, Ltd.
- Principio di revisione internazionale (ISA Italia) 200: Obiettivi generali del revisore indipendente e svolgimento della revisione contabile in conformità ai principi di revisione. (2020). Roma: Ministero dell'Economia e delle Finanze.
- Principio di revisione internazionale (ISA Italia) 240: Le responsabilità del revisore relativamente alle frodi nella revisione contabile del bilancio. (2022). Ministero dell'Economia e delle Finanze.
- Principio di revisione internazionale (ISA Italia) 260: Comunicazione con i responsabili delle attività di governance. (2026). Roma.
- Principio di revisione internazionale (ISA Italia) 265: Comunicazione delle carenze nel controllo interno ai responsabili delle attività di governance ed alla direzione. (2026). Roma.
- RAJASHEKHAR, R. K. (2025). Comparative Analysis of Clustering Algorithms for Financial Fraud Detection. *International Journal of Safety and Security Engineering*, 777-785.
- REZAEE, Z., SHARBATOGHLIE, A., ELAM, R., & MCMICKLE, P. (n.d.). Continuous auditing: Building automated auditing capability. *Auditing*, 147-163.

- RICHARDSON, V. J., TEETER, R. A., & TERREL, K. L. (2019). Data Analytics for Accounting.
- SCHNEIDER, G. P., DAI, J., JANVRIN, D. J., AJAYI, K., & RASCHKE, R. L. (2015). Infer, Predict, and Assure: Accounting Opportunities in Data Analytics. *Accounting Horizons*.
- SHAIKH, H., & al., e. (2018). Beyond Traditional Audits: The Implications of Information Technology on Auditing. *International Journal of Engineering & Technology*, 5-11.
- SHARDA, R., & DELEN, D. T. (2018). *Business intelligence, analytics, and data science: a managerial perspective*. New York: Pearson.
- SHETH, A., & RUSINKIEWICZ. (1990). Management of interdependent data: Specifying dependency and consistency requirements. *Proceedings of the Workshop on the management of Replicated Data*, (pp. 133-136).
- STAMBAUGH, C. T. (2012). Using Benford Analysis to Detect Fraud. *Internal Auditing*, 24-49.
- STIJN, L. P. (2014). Anomaly detection using the Poisson process limit for extremes. *IEEE International Conference on Data Mining*.
- SUN, T. (2019). Applying deep learning to audit procedures: an illustrative framework. *Accounting Horizons*, 89-109.
- SVANBERG, J., & al., e. (2025). Addressing the Exception Prioritization Problem in Continuous Auditing Systems With Thresholding. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*.
- TAMMARU, M. A. (2016). Application of Benford's Law for Fraud detection in financial statements: Theoretical Review. *5th International Conference on Accounting, Auditing and Taxation (ICAAT)*.

- THOMA, J., & WERNER, M. (2025). Advanced Audit Data Analytics Adoption at non Big4 Audit Firms – A Dutch Case Study. *International Conference of the Journal of Information Systems*.
- TSCHAKERT, N., KOKINA, J., KOZLOWSKI, S., & VASARHELYI, M. (2016). The Next Frontier in Data Analytics. *Journal of Accountancy*.
- TURLEY, S., & COOPER, M. (2005). Auditing in the United Kingdom. *Prentice-Hall International/ICAEW, Englewood Cliffs*.
- VETTER, A. (2018). What CPAs should know about machine learning vs. deep learning. *Journal of Accountancy*.
- ZAMBON, S. (2007). *The Continuous Evolution of Continuous Auditing: Insights and Issues from the Outside In*. Ferrara: University of Ferrara.
- ZHANG, C. (2019). Intelligent process automation in audit. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 69-88.
- ZHANG, J., YANG, X., & APPELBAUM, D. (2015). *Toward Effective Big Data Analysis in Continuous Auditing*. Department of Accounting and Finance Faculty Scholarship and creative Works.

INDICE DELLE FIGURE

Figura 5.1. Distribuzione conti: valore normalizzato e variazione normalizzata	108
Figura 5.2. Confronto osservato-teorico della prima cifra nel conto costruito secondo logica Benford	110
Figura 5.3. Confronto osservato-teorico delle prime due cifre nel conto costruito secondo logica Benford	111
Figura 5.4. Heatmap degli scostamenti sulle prime due cifre nel conto costruito secondo logica Benford	112
Figura 5.5. Confronto osservato-teorico della prima cifra nel conto aziendale anonimizzato	114
Figura 5.6. Confronto osservato-teorico delle prime due cifre nel conto aziendale anonimizzato	115
Figura 5.7. Heatmap degli scostamenti sulle prime due cifre nel conto aziendale anonimizzato	116
Figura 5.8. Score di priorità dei cluster e composizione dello score	127

INDICE DELLE TABELLE

Tabella 4.1. Probabilità teoriche della prima cifra secondo la Legge di Benford .	73
Tabella 5.1. Principali variabili utilizzate nell'analisi.....	102
Tabella 5.2. Principali output generati dall'analisi Benford	105
Tabella 5.3. Sintesi dei risultati Benford sul conto costruito secondo logica Benford	112
Tabella 5.4. Sintesi dei risultati Benford sul conto aziendale anonimizzato	117
Tabella 5.5. Confronto tra conto di riferimento e conto aziendale anonimizzato	121
Tabella 5.6. Variabili utilizzate per il clustering K-means	124
Tabella 5.7. Componenti dello score di priorità	126
Tabella 5.8. Sintesi dei cluster ordinati per priorità.....	128
Tabella 5.9. Esempio di transazioni da sottoporre a follow-up	129
Tabella 5.10. Estratto delle transazioni con prime due cifre pari a 50	132

APPENDICE

Allegato 1 - Prospetto di bilancio utilizzato nella selezione preliminare92

Descrizione	2025 Stima	2024	2023	2022	2021	2020	2019	2018
ONERI PLURIENNALI	2.776	2.776	0	0	0	0	1.317	2.855
ONERI DA AMMORTIZZARE	0	0	0	70.975	70.975	70.975	70.975	70.975
SPESE D'IMPIANTO	0	0	2.953	5.905	8.858	11.811	0	0
AVVIAMENTO	2.206	2.206	2.648	3.091	3.533	3.976	4.418	4.861
MANUTENZ.DA AMMORTIZZARE	0	0	0	0	0	0	144	288
SOFTWARE 1	12.101	12.101	12.101	0	0	600	1.200	0
SOFTWARE 2	0	0	0	0	0	2.167	4.334	0
F.DO AMM.ONERI DA AMMORTIZZARE	-555	-555	0	-70.975	-70.975	-70.975	-70.975	-67.512
FDO AMM.TO SPESE SOFTWARE	-4.840	-4.840	-2.420	0	0	0	0	0
TERRENO 1	93.000	93.000	93.000	93.000	93.000	93.000	93.000	93.000
TERRENO 2	0	0	0	0	58.800	58.800	58.800	58.800
TERRENO 3	552.294	552.294	552.294	552.294	552.294	552.294	552.294	552.294
PIAZZALE 1	115.342	115.342	115.342	115.342	115.342	115.342	115.342	115.342
TERRENO 4	201.016	201.016	201.016	201.016	201.016	201.016	201.016	201.016
MOBILI UFFICIO	0	0	0	0	0	104.693	104.693	103.567
ARREDAMENTI	0	0	0	0	0	103.258	102.658	102.658
ARREDAMENTI E MOBILI DA UFFICIO	280.067	280.067	280.067	226.597	226.597	0	0	0
TERRENO 5	0	0	0	1.693.326	2.304.634	2.281.714	686.714	686.714
FABBRICATO 1	0	0	0	0	249.115	249.115	249.115	249.115
MACCHINE UFFICIO	0	0	0	0	0	1.472	1.306	1.306
...	...	...	...	...	...	...	...	...

Allegato 2 - Estratto del conto aziendale anonimizzato92

DatReg	ImpDare	ImpAvere	Causale
13/01/2025	-3.792,85		INCASSO COMMERCIALE
13/01/2025		183,37	PAGAMENTO FORNITORE
13/01/2025		107,50	PAGAMENTO FORNITORE
13/01/2025		339,78	PAGAMENTO FORNITORE
13/01/2025		55,34	PAGAMENTO FORNITORE
13/01/2025		1,38	PAGAMENTO FORNITORE
13/01/2025		0,99	PAGAMENTO FORNITORE
13/01/2025		1,00	PAGAMENTO FORNITORE
13/01/2025		1,02	PAGAMENTO FORNITORE
13/01/2025		1,01	PAGAMENTO FORNITORE
13/01/2025	65.311,41		INCASSO COMMERCIALE
14/01/2025		27.752,01	PAGAMENTO FORNITORE
14/01/2025		0,51	PAGAMENTO FORNITORE
14/01/2025		6.064,51	PAGAMENTO FORNITORE

14/01/2025		0,51	PAGAMENTO FORNITORE
14/01/2025		18,88	PAGAMENTO FORNITORE
14/01/2025		16.060,01	MOVIMENTO BANCARIO GENERICO
14/01/2025		0,50	MOVIMENTO BANCARIO GENERICO
14/01/2025		1.353,98	INCASSO COMMERCIALE
...	...	...	...

Allegato 3 - Estratto del conto costruito secondo logica Benford92

DatReg	ImpDare	ImpAvere	Causale
04/05/2025	25,70	0,00	Rettifica gestionale
30/04/2025	6,23	0,00	Pagamento fornitore
13/10/2025	2572,07	0,00	Rettifica gestionale
31/07/2025	29008,22	0,00	Pagamento fornitore
27/03/2025	0,00	61,89	Pagamento fornitore
14/11/2025	40,53	0,00	Movimento operativo ordinario
22/05/2025	0,00	217,80	Rettifica gestionale
15/07/2025	3091,46	0,00	Pagamento fornitore
02/02/2025	6,35	0,00	Giroconto operativo
20/09/2025	0,00	120,20	Pagamento fornitore
16/03/2025	0,00	5490,42	Pagamento fornitore
23/02/2025	26643,60	0,00	Incasso cliente
08/05/2025	642,47	0,00	Rettifica gestionale
22/11/2025	0,00	32,73	Pagamento fornitore
05/05/2025	0,00	69,11	Incasso cliente
13/03/2025	0,00	1248,07	Movimento operativo ordinario
09/11/2025	0,00	9,94	Rettifica gestionale
04/11/2025	0,00	2,28	Incasso cliente
09/09/2025	0,00	147,43	Pagamento fornitore
15/04/2025	0,00	389,65	Incasso cliente
...	...	...	...

Allegato 4 – Transazioni dallo scostamento osservato-teorico maggiore in ordine cronologico92

NumReg	DatReg	Causale	Segno	Importo	PrimaCifra	PrimeDue
700002	2025-01-13	INCASSO COMMERCIALE	Dare	3792,85	3	37
700018	2025-01-18	ONERI BANCARI	Dare	3474,87	3	34
700024	2025-01-19	INCASSO COMMERCIALE	Dare	3148,97	3	31
700031	2025-01-21	INCASSO COMMERCIALE	Dare	4224,52	4	42
700031	2025-01-21	INCASSO COMMERCIALE	Dare	10775,14	1	10
700031	2025-01-21	INCASSO COMMERCIALE	Dare	43230,84	4	43
700035	2025-01-24	ONERI BANCARI	Dare	12,31	1	12
700035	2025-01-24	ONERI BANCARI	Dare	10,98	1	10
700039	2025-01-24	INCASSO COMMERCIALE	Dare	1121,24	1	11
700044	2025-01-25	INCASSO COMMERCIALE	Dare	1833,75	1	18
700044	2025-01-25	INCASSO COMMERCIALE	Dare	110573,17	1	11
700045	2025-01-25	PAGAMENTO FORNITORE	Dare	3764,33	3	37

700050	2025-01-26	INCASSO COMMERCIALE	Dare	4012,65	4	40
700051	2025-01-26	INCASSO COMMERCIALE	Dare	3183,51	3	31
700051	2025-01-26	INCASSO COMMERCIALE	Dare	11503,93	1	11
700055	2025-01-27	INCASSO COMMERCIALE	Dare	100529,27	1	10
700060	2025-01-28	INCASSO COMMERCIALE	Dare	105,28	1	10
700061	2025-01-28	PAGAMENTO FORNITORE	Dare	12695,13	1	12
700064	2025-01-31	INCASSO COMMERCIALE	Dare	4251,52	4	42
...	...	...	...	...	...	...

Allegato 5 - Transazioni con prime due cifre pari a 5092

Data	Causale	Dare	Avere	Importo
15/12/2025	Movimento Bancario Generico	50.990,90		50.990,90
16/12/2025	Incasso Commerciale	50.790,58		50.790,58
16/05/2025	Pagamento Fornitore		50.596,07	50.596,07
16/05/2025	Movimento Bancario Generico	50.590,63		50.590,63
06/07/2025	Giroconto Interno		50.524,35	50.524,35
18/11/2025	Incasso Commerciale	50.484,36		50.484,36
14/07/2025	Movimento Bancario Generico	50.333,62		50.333,62
10/11/2025	Movimento Bancario Generico	50.013,36		50.013,36
06/12/2025	Movimento Bancario Generico		5.082,49	5.082,49
28/10/2025	Incasso Commerciale	5.080,30		5.080,30
05/05/2025	Oneri Bancari		5.072,12	5.072,12
23/03/2025	Incasso Commerciale	5.065,48		5.065,48
11/11/2025	Incasso Commerciale	5.050,50		5.050,50
11/01/2026	Incasso Commerciale	5.045,84		5.045,84
10/06/2025	Movimento Bancario Generico		5.041,24	5.041,24
11/01/2026	Incasso Commerciale	5.020,12		5.020,12
14/02/2025	Incasso Commerciale	5.020,11		5.020,11
07/04/2025	Pagamento Fornitore		5.000,00	5.000,00
08/04/2025	Pagamento Fornitore		5.000,00	5.000,00
09/04/2025	Pagamento Fornitore		5.000,00	5.000,00
10/04/2025	Pagamento Fornitore		5.000,00	5.000,00
14/06/2025	Incasso Commerciale	5.016,59		5.016,59
05/12/2025	Incasso Commerciale	5.010,56		5.010,56
04/04/2025	Movimento Bancario Generico		508,88	508,88
11/10/2025	Movimento Bancario Generico		507,80	507,80
28/03/2025	Movimento Bancario Generico		507,65	507,65
10/03/2025	Giroconto Interno		506,52	506,52
27/06/2025	Incasso Commerciale	505,76		505,76
11/02/2025	Movimento Bancario Generico		505,24	505,24
03/11/2025	Incasso Commerciale	504,65		504,65
10/02/2025	Pagamento Fornitore		504,37	504,37
25/04/2025	Movimento Bancario Generico		502,38	502,38
21/10/2025	Movimento Bancario Generico		500,44	500,44
07/02/2025	Incasso Commerciale		500,24	500,24
24/10/2025	Pagamento Fornitore		50,97	50,97
21/04/2025	Pagamento Fornitore		50,90	50,90
23/02/2025	Pagamento Fornitore		50,73	50,73
23/05/2025	Pagamento Fornitore		50,53	50,53
24/03/2025	Pagamento Fornitore		50,51	50,51
27/07/2025	Movimento Bancario Generico		50,50	50,50
21/09/2025	Pagamento Fornitore		50,31	50,31
21/01/2025	Pagamento Fornitore		50,23	50,23
17/05/2025	Movimento Bancario Generico		50,19	50,19

Allegato 6 - Estratto dello script Python per la selezione preliminare tramite

DBSCAN93

```
import pandas as pd

import numpy as np


from sklearn.preprocessing import StandardScaler

from sklearn.cluster import DBSCAN


SOGLIA_MATERIALITA = 200000

EPS_DBSCAN = 0.85

MIN_SAMPLES = 3


# Calcolo delle variabili rilevanti

df["Variazione"] = df["2025 Stima"] - df["2024"]

df["Valore_assoluto"] = df["2025 Stima"].abs()

df["Variazione_assoluta"] = df["Variazione"].abs()


# Standardizzazione delle variabili

X = df[["Valore_assoluto", "Variazione_assoluta"]]


scaler = StandardScaler()

X_scaled = scaler.fit_transform(X)


# Applicazione di DBSCAN

dbscan = DBSCAN(eps=EPS_DBSCAN, min_samples=MIN_SAMPLES)

df["Cluster_DBSCAN"] = dbscan.fit_predict(X_scaled)


# Classificazione preliminare dei conti

df["Categoria"] = "Non significativo"


df.loc[

    (df["Valore_assoluto"] > SOGLIA_MATERIALITA)

    & (df["Variazione_assoluta"] <= SOGLIA_MATERIALITA),

    "Categoria"

] = "Solo valore"


df.loc[

    (df["Valore_assoluto"] <= SOGLIA_MATERIALITA)

    & (df["Variazione_assoluta"] > SOGLIA_MATERIALITA),
```

```

"Categoria"

] = "Solo variazione"

df.loc[

(df["Valore_assoluto"] > SOGLIA_MATERIALITA)

& (df["Variazione_assoluta"] > SOGLIA_MATERIALITA),

"Categoria"

] = "Valore + Variazione"

df.loc[df["Cluster_DBSCAN"] == -1, "Categoria"] = "Outlier"

conti_rilevanti = df[df["Categoria"] != "Non significativo"]

```

Allegato 7 - Estratto dello script Python per l'analisi Benford.....93

```

import numpy as np

import pandas as pd

from scipy.stats import chisquare

TOP_N_1C = 3

TOP_N_2C = 10

# Costruzione dell'importo assoluto e delle cifre significative

df_mov["Importo"] = df_mov["Importo"].abs()

df_mov["Importo_int"] = np.floor(df_mov["Importo"]).astype(int)

df_mov = df_mov[df_mov["Importo_int"] > 0].copy()

df_mov["PrimaCifra"] = df_mov["Importo_int"].astype(str).str[0].astype(int)

df_mov["PrimeDue"] = df_mov["Importo_int"].astype(str).str[:2].astype(int)

# Frequenze osservate e teoriche della prima cifra

conteggi_1c = (

df_mov["PrimaCifra"]

.value_counts()

.sort_index()

.reindex(range(1, 10), fill_value=0)

)

freq_osservata_1c = conteggi_1c / conteggi_1c.sum()

freq_teorica_1c = np.array([np.log10(1 + 1 / d) for d in range(1, 10)])

```

```

diff_1c = freq_osservata_1c.values - freq_teorica_1c

mad_1c = np.abs(diff_1c).mean()

chi2_1c = chisquare(conteggi_1c.values, freq_teorica_1c * conteggi_1c.sum()).statistic

# Frequenze osservate e teoriche delle prime due cifre

df_2c = df_mov[df_mov["PrimeDue"].between(10, 99)].copy()

conteggi_2c = (
    df_2c["PrimeDue"]
    .value_counts()
    .sort_index()
    .reindex(range(10, 100), fill_value=0)
)

freq_osservata_2c = conteggi_2c / conteggi_2c.sum()

freq_teorica_2c = np.array([np.log10((d + 1) / d) for d in range(10, 100)])

diff_2c = freq_osservata_2c.values - freq_teorica_2c

mad_2c = np.abs(diff_2c).mean()

chi2_2c = chisquare(conteggi_2c.values, freq_teorica_2c * conteggi_2c.sum()).statistic

# Individuazione delle classi numeriche con maggiore scostamento

top_1c = (
    pd.Series(np.abs(diff_1c), index=range(1, 10))
    .sort_values(ascending=False)
    .head(TOP_N_1C)
    .index
)

top_2c = (
    pd.Series(np.abs(diff_2c), index=range(10, 100))
    .sort_values(ascending=False)
    .head(TOP_N_2C)
    .index
)

# Estrazione delle transazioni da sottoporre a successiva analisi

transazioni_anomale = df_mov[
    (df_mov["PrimaCifra"].isin(top_1c))
    | (df_mov["PrimeDue"].isin(top_2c))
]

```

```
]copy()
```

Allegato 8 - Estratto dello script Python per la prioritizzazione tramite K-means 93

```
import numpy as np

import pandas as pd


from sklearn.preprocessing import StandardScaler

from sklearn.cluster import KMeans

from sklearn.metrics import silhouette_score


K_MIN = 2

K_MAX = 6

RANDOM_STATE = 42


# Variabili utilizzate per il clustering

df["Log_importo"] = np.log10(df["Importo"].abs() + 1)

df["Causale_generica"] = df["Causale"].str.contains(

    "GENERICA|GENERICO|MOVIMENTO|NON_INDICATA",

    case=False,

    na=False

).astype(int)


variabili = [

    "Log_importo",

    "Benford_Z_Max",

    "Benford_Diff_Assoluta_Max",

    "Importo_Frequenza",

    "Causale_generica"

]


X = df[variabili].astype(float)


scaler = StandardScaler()

X_scaled = scaler.fit_transform(X)


# Scelta del numero di cluster tramite silhouette score

risultati_k = []
```

```

for k in range(K_MIN, K_MAX + 1):

    modello = KMeans(n_clusters=k, random_state=RANDOM_STATE, n_init=20)

    cluster = modello.fit_predict(X_scaled)

    risultati_k.append({

        "k": k,

        "Silhouette": silhouette_score(X_scaled, cluster)

    })

tabella_k = pd.DataFrame(risultati_k)

K_SCELTO = int(tabella_k.sort_values("Silhouette", ascending=False).iloc[0]["k"])

# Applicazione di K-means

kmeans = KMeans(n_clusters=K_SCELTO, random_state=RANDOM_STATE, n_init=20)

df["Cluster"] = kmeans.fit_predict(X_scaled)

# Sintesi dei cluster

cluster_stats = (

    df.groupby("Cluster")

    .agg(

        Numero_transazioni=("Importo", "count"),

        Importo_totale=("Importo", "sum"),

        Importo_medio=("Importo", "mean"),

        Benford_Z_massimo=("Benford_Z_Max", "max"),

        Benford_Diff_medio=("Benford_Diff_Assoluta_Max", "mean"),

        Quota_causali_generiche=("Causale_generica", "mean")

    )

    .reset_index()

)

# Costruzione dello score di priorità

def normalizza(s):
    return (s - s.min()) / (s.max() - s.min())

cluster_stats["Score_Z_Benford"] = normalizza(cluster_stats["Benford_Z_massimo"])
cluster_stats["Score_Diff_Benford"] = normalizza(cluster_stats["Benford_Diff_medio"])
cluster_stats["Score_Importo_totale"] = normalizza(cluster_stats["Importo_totale"])
cluster_stats["Score_Importo_medio"] = normalizza(cluster_stats["Importo_medio"])
cluster_stats["Score_Causali_generiche"] = normalizza(cluster_stats["Quota_causali_generiche"])
cluster_stats["Score_Cluster_piccolo"] = 1 - normalizza(cluster_stats["Numero_transazioni"])
cluster_stats["Score_Ricorrenza_importo"] = normalizza(cluster_stats["Frequenza_importo_medio"])

cluster_stats["Score_priorita"] = (
    0.20 * cluster_stats["Score_Z_Benford"]
    + 0.15 * cluster_stats["Score_Diff_Benford"]
    + 0.20 * cluster_stats["Score_Importo_totale"]
    + 0.15 * cluster_stats["Score_Importo_medio"]
    + 0.10 * cluster_stats["Score_Causali_generiche"]
    + 0.10 * cluster_stats["Score_Cluster_piccolo"]
    + 0.10 * cluster_stats["Score_Ricorrenza_importo"]
)

```